



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CAMPUS UNIVERSITÁRIO ITACORUBI
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA
E DE ALIMENTOS

Rodrigo Ramos Silva

**Método de otimização global hibridizado com inteligência artificial para a
reprodução de cores em revestimentos cerâmicos impressos a jato de tinta**

Florianópolis
2023

Rodrigo Ramos Silva

Método de otimização global hibridizado com inteligência artificial para a reprodução de cores em revestimentos cerâmicos impressos a jato de tinta

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em engenharia química e de alimentos da Universidade Federal de Santa Catarina como requisito parcial para a obtenção do título de Doutor em Engenharia Química.

Orientador: Prof. Agenor De Noni Jr., Dr.

Florianópolis

2023

Silva, Rodrigo Ramos

Método de otimização global hibridizado com inteligência artificial para a reprodução de cores em revestimentos cerâmicos impressos a jato de tinta / Rodrigo Ramos Silva; orientador, Agenor De Noni Jr, 2023.

127 p.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química, Florianópolis, 2023.

Inclui referências.

1. Engenharia Química. 2. Engenharia Química. 3. Processamento cerâmico. 4. Impressão digital cerâmica. 5. Otimização global. I. De Noni Jr, Agenor. II. Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química. IV. Título.

Rodrigo Ramos Silva

Método de otimização global hibridizado com inteligência artificial para a reprodução de cores em revestimentos cerâmicos impressos a jato de tinta

O presente trabalho em nível de Doutorado foi avaliado e aprovado, em 28 de fevereiro de 2023, pela banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Agenor De Noni Jr., Dr.
Instituição UFSC

Prof.(a) Ana Paula Serafini Immich Boemo, Dr.(a)
Instituição UFSC

Prof. Sergio Yesid Gómez González, Dr.
Instituição UFSC

Prof.(a) Jucilene Feltrin de Souza, Dr.(a)
Instituto Maximiliano Gaidzinski

Certificamos que esta é a versão original e final do trabalho de conclusão que foi julgado adequado para obtenção do título de Doutor em Engenharia Química.

Coordenação do Programa de Pós-Graduação

Prof.(a) Agenor De Noni Jr., Dr.(a)
Orientador(a)

Florianópolis, 2023.

A minha esposa pela paciência.

AGRADECIMENTOS

Inicio meus agradecimentos aos meus pais pelo ato da vida. A minha mãe, Rosa Maria Parente, por ser tão grandiosa diante de tantas situações desafiadoras. Agradeço ao meu pai, Ramos Patricio, que hoje não se encontra mais neste plano, mas está sempre comigo. Ao meu segundo pai, Antônio Fernando, pelas inúmeras horas de “orientação”, sábias palavras e atitudes na vida. As minhas queridas irmãs, Luci e Dani, pelo amor fraternal que comungamos. Agradeço muito a minha amada esposa Cristine K. Becker por ser tão paciente, corajosa, leal e motivadora. Estendo também meus agradecimentos aos cunhados, Rodolfo, Filipe, Carlos Henrique e Carlos Humberto, bem como aos demais parentes e amigos por me escutarem e expressarem suas perspectivas.

Ao meu orientador e amigo Prof. Dr. Agenor De Noni Jr, agradeço de coração pela dedicação, certas observações e correções. Sem você eu não teria conseguido finalizar esta jornada. Agradeço também esta tese ao Prof. Dr. Luismar Marques Porto por iniciarmos juntos esta jornada, mas que por uma pandemia e uma aposentadoria, não conseguimos finalizar juntos.

Gostaria de expressar meus agradecimentos a Prof^a. Dr^a. Cíntia Soares pelo apoio e direcionamento na hora decisiva, onde meus pensamentos estiveram turvos e o curso de minhas ações incertos.

Agradeço aos demais membros da banca, professores, funcionários e amigos que tivemos a honra de conhecer e conviver nestes anos dentro da UFSC.

Não poderia deixar de agradecer aos Srs. Patrick, Pedro e Thiago da Cerâmica Elizabeth, pela abertura da empresa e total empenho para a realização dos experimentos.

Por fim o autor agradece à CAPES/PROEX 88882.345063/2019-01, pelo financiamento da bolsa de pesquisa, principalmente no delicado momento da pandemia. Obrigado por não nos dar as costas e não nos faltar!

É fazendo que se aprende a fazer aquilo que se deve aprender a fazer. (Aristóteles, -384 // -322)

RESUMO

A impressão por jato de tinta é o atual estado da técnica no setor de fabricação de revestimentos cerâmicos. Apesar dos avanços tecnológicos, variações cromáticas e a reprodução fidedigna de cores ainda gera problemas ao segmento. Boa parte dos fatores intervenientes estão relacionados com fatores externos à impressora. Isso faz com que as dosagens das tintas precisem passar por constante aferição para ajuste da composição. Neste trabalho se propõe e avalia o efeito da combinação de algoritmos de otimização e de inteligência artificial na reprodução espectral para o aumento da exatidão no cálculo de cores em revestimentos cerâmicos impressos por impressora jato de tinta. Para isso utilizou-se uma abordagem envolvendo o uso do modelo espectral de Neugebauer modificado por Yule-Nielsen (YNSN). Sobre o modelo foi aplicado uma função de correção vetorial, algoritmo de quantização de cores e algoritmo de otimização de múltiplas inicializações. O método desenvolvido proporciona a avaliação de valores colorimétricos/espectrais de produtos cerâmicos após a impressão. Para sua avaliação, foi aplicado à quatro imagens de produtos industriais, impressos sobre esmaltes fosco, acetinado e polido (esmalto), difíceis de serem reproduzidos. Os experimentos foram realizados em três linhas de produção de uma indústria de revestimentos cerâmicos brasileira. Redes neurais artificiais (ANN) e algoritmo genético (AG) também foram avaliados comparativamente. Ao todo foram lidas 14.848 cores provenientes de 58 tabelas de cores impressas. Os resultados sugerem que o modelo físico (YNSN) é mais robusto e confiável que a ANN. A quantização de cores mostrou que a redução do sistema truecolor para 256 cores não gerou perda de qualidade significativa e aumentou a capacidade de gerenciamento e controle do processo. Os resultados sugerem que a abordagem proposta funcionou bem. Em geral, foi verificado que 80% dos pixels da imagem e 87% das cores foram reproduzidas com diferença, ΔE_{00} , menor que 3,0. Esse desempenho representa uma significada melhoria dos procedimentos de gestão das impressões dos produtos cerâmicos.

Palavras chave: quantização de cores, otimização espectral, algoritmo genético, redes neurais artificiais, modelo espectral Neugebauer.

ABSTRACT

Inkjet printing is the current state of the art in the ceramic tile manufacturing sector. Despite technological advances, chromatic variations and the faithful reproduction of colors still generate problems for the segment. Most of the intervening factors are related to factors external to the printer. This means that paint dosages need to be constantly checked to adjust the composition. This work proposes and evaluates the effect of combining optimization algorithms and artificial intelligence on spectral reproduction to increase accuracy in calculating colors in ceramic tiles printed by an inkjet printer. For this, an approach involving the use of the spectral model of Neugebauer modified by Yule-Nielsen (YNSN) was used. A vector correction function, color quantization algorithm and multiple initialization optimization algorithm were applied to the model. The developed method provides the evaluation of colorimetric/spectral values of ceramic products after printing. For its evaluation, it was applied to four images of industrial products, printed on matte, satin and polished enamels (esmalto), difficult to be reproduced. The experiments were carried out in three production lines of a Brazilian ceramic tile industry. Artificial neural networks (ANN) and genetic algorithm (GA) were also comparatively evaluated. In all, 14,848 colors were read from 58 printed color tables. The results suggest that the physical model (YNSN) is more robust and reliable than the ANN. Color quantization showed that the reduction of the truecolor system to 256 colors did not generate significant quality loss and increased the manageability and control of the process. The results suggest that the proposed approach worked well. In general, it was found that 80% of the image pixels and 87% of the colors were reproduced with a difference, ΔE_{00} , less than 3.0. This performance represents a significant improvement in the management procedures for impressions on ceramic products.

Keywords: color quantization, spectral optimization, genetic algorithm, artificial neural networks, Neugebauer spectral model.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.	Representação simplificada do processo de fabricação de revestimento cerâmico por rota de moagem via úmida	22
Figura 2.	Divisão da luz em um prisma	27
Figura 3.	Espectro visível da luz	28
Figura 4.	Atributos de caracterizada de uma cor, sistema de cores Munsell	29
Figura 5.	Diagrama xy de cromaticidade.....	32
Figura 6.	Espaço de cor Lab	33
Figura 7.	Sínteses cromáticas.....	38
Figura 8.	Cores especiais utilizadas em inkjet cerâmica produzem claramente tons e intensidade de saturação diferentes, quando comparadas às cores primárias ordinárias usadas em <i>inkjet</i> voltadas às artes gráficas.....	39
Figura 9.	Modelo direto de caracterização de impressora	41
Figura 10.	Ilustração do modelo celular de Neugebauer. As subdivisões do cubo de cores são representadas pela ilustração 'a'. Cada ponto da subdivisão aumenta a precisão do modelo, ilustração 'b'	44
Figura 11.	Modelo matemático do neurônio.....	45
Figura 12.	Arquitetura de Rede alimentada adiante de múltiplas camadas	47
Figura 13.	Células e níveis de quantização.....	51
Figura 14.	O quadro de figuras representa formas de quantização. Os pontos escuros são as cores no gamute da imagem, os pontos em branco os níveis de quantização de cada célula. A figura 'a' e 'b' apresentam uma quantização uniforme, a figura 'c' representa quantização adaptativa ...	52
Figura 15.	Algoritmo da divisão pela variância: quantização para 4 níveis	54
Figura 16.	Separação de cores, as imagens da primeira linha são correspondentes as cores primárias, a imagens da segunda linha correspondem a sobreposição de tintas	57
Figura 17.	Espectrofotômetro marca x-rite modelo i1pro 2	70
Figura 18.	Conjunto de cores de tintas primárias utilizadas na impressão cerâmica. Ciano, marrom, amarelo e preto.....	72
Figura 19.	Desenho técnico contendo as dimensões da impressora inkjet Kerajet K700S	73
Figura 20.	Revestimento cerâmico antes (a) e depois da impressão (b) em 4 cores	74

Figura 21. A imagem (a) apresenta o forno de sinterização industrial onde os experimentos foram realizados, na imagem (b) expõe uma rampa típica de queima.....	75
Figura 22. Diagrama de funcionamento da correção vetorial proposta para melhorar a precisão do modelo de Neugebauer	80
Figura 23. Tabela com 256 cores quantizadas de uma imagem.....	82
Figura 24. Representação visual da forma de procura utilizando o método K-d tree. A figura do lado esquerdo apresenta uma divisão de um cubo 3D, contendo planos de divisão. O conjunto de gráficos da direita apresentam como é realizada a escolha de K-ésimos vizinhos mais próximos, baseados na distância euclidiana	83
Figura 25. Nuvem de cores simuladas a esquerda contendo um ponto vermelho que representa a cor alvo e pontos amarelos (vizinhos próximos = 30) que representam os pontos adjacentes obtidos através do método K-d tree. O lado direito da figura representa uma ampliação dos pontos alvo e selecionados para melhor visualização	84
Figura 26. Diagrama genérico de funcionamento da otimização de cores.....	87
Figura 27. Tabela de calibração utilizada nos algoritmos multi-start e genético. Contém rampas de 4 tintas em 2^4 níveis e as 16 primárias de Neugebauer.....	90
Figura 28. Tabela de calibração dos algoritmos com rede neural e correção vetorial. Contém rampas de 4 tintas em 2^4 níveis, uma mistura de 4 tintas em 5^4 níveis e as 16 primárias de Neugebauer	91
Figura 29. Fluxograma da sequência de etapas empregadas nos experimentos	92
Figura 30. Aba caracterização: geração de carta de cores	94
Figura 31. Leitura espectral de arquivo texto externo	94
Figura 32. Tela de visualização de curvas espectrais.....	95
Figura 33. Tela para visualização gráfica para determinação do Fator N	95
Figura 34. Tela para visualização gráfica da correção vetorial na tabela de consulta	96
Figura 35. Tela de treinamento de rede neural artificial	96
Figura 36. Aba otimização: seleção de imagem.....	97
Figura 37. Tela de quantização de imagem com capacidade de avaliação visual entre imagens original e quantizadas e suas métricas adjacentes.....	98

Figura 38. Visualização da tabela de cores da imagem quantizada	98
Figura 39. Visualização da diminuição do volume de cores a partir da quantização	99
Figura 40. Tela de seleção de mecanismo de otimização, comparação visual entre imagem quantizada e otimizada, métricas de cálculo adjacente.....	99
Figura 41. Visualização 3D e histogramas das cores quantizadas e otimizadas ..	100
Figura 42. Tela de avaliação de resultados entre cores/imagens quantizadas, preditas e reais.....	100
Figura 43. Capacidade de visualização 3D e histogramas das cores medidas e preditas	101
Figura 44. Tela desenvolvida para a visualização das diferenças entre as cores quantizadas x medidas e o erro associado	101
Figura 45. Tela cuja finalidade é avaliar o impacto do erro de cada cor na imagem	102
Figura 46. Tela de separação de cores em formato de arquivo tiff 8 bits.....	102
Figura 47. Desenvolvimento cromático da tabela de cores utilizada para calibração do modelo espectral de Neugebauer, redes neurais e correção vetorial	103
Figura 48. Determinação do fator n em diferentes tipos de esmaltes	104
Figura 49. Curva de espalhamento de tintas no esmalto EG-G 1	105
Figura 50. Redução de cores nos produtos 1, 2, 3 e 4, no qual a aproximação demonstra que não existem diferenças significativas entre as imagens originais (a, c, e, g) e as quantizadas (b, d, f, h). A partir de tal procedimento uma tabela de suas cores pode ser medida posteriormente para avaliação da impressão.....	108
Figura 51. Performance dos 4 algoritmos em 58 imagens impressas nos esmaltes fosco, acetinado e polido. Em cada algoritmo é possível observar duas divisões na dados, representando a diferença média de cores medidas em relação aos valores preditos (azul) e target (vermelho) das imagens. As caixas azuis e vermelhas apresentam a variabilidade de precisão de cada algoritmo, desconsiderando os pontos estrangeiros. Em relação a simetria podemos observar tanto dados simétricos quanto assimétricos (positivos e negativos) como tendência numérica. De uma forma geral é possível observar o menor erro entre os valores reais e calculados (preditos) nas imagens produzidas	111

Figura 52. Demonstração de similaridade entre imagem remapeada (valores medidos), quantizada (target) e predita dos produtos 1 e 2	113
Figura 53. Distribuição dos erros da distância euclidiana (DeltaE00) em relação ao número de cores (256) da tabela de cores do produto 2. O histograma superior apresenta a distribuição entre os valores medidos e os valores alvo desejados, já no inferior os valores medidos e preditos. Como é possível perceber os dados medidos estão mais próximos aos preditos	114
Figura 54. Distribuição de erros nos pixels, cuja finalidade é visualizar quais cores estão mais impactando na qualidade da imagem impressa	115
Figura 55. Distribuição de erros em função do percentual de pixels na imagem impressa.....	116

LISTA DE TABELAS

- Tabela 1. Avaliação entre valores preditos e medidos da tabela de calibração do modelo espectral de Neugebauer em cartas de cores impressas em diferentes esmaltes e condições de processo..... 105
- Tabela 2. Treinamento das redes neurais artificiais e avaliação entre valores preditos e medidos da tabela de calibração em três tipos de esmaltes diferentes: fosco, acetinado e polido. 106
- Tabela 3. Efeito da quantização de cores em imagens de produtos cerâmicos no qual é possível observar a diferença média das cores nas imagens, bem como a variação de luminosidade, saturação, tonalidade e índice de similaridade (multi escala) dos canais RGB entre a imagem original e a remapeada 107
- Tabela 4. Comparação da performance dos algoritmos de otimização na preparação (simulação) para a impressão. Os algoritmos são calculados utilizando-se com imagem padrão o produto e o esmalte EG-G1 (polido). MS – multi-inicialização, MSAG – multi-inicialização a partir de algoritmo genético, MSANN - multi-inicialização hibridizado com redes neurais artificiais e MSCV multi-inicialização com correção vetorial 110
- Tabela 5. Comparação entre a imagem remapeada (valores medidos) do produto 1 e 2 (impresso sob o esmalte EG-G1 - polido) às imagens quantizadas (target) e preditas. A partir desta comparação é possível observar a diferença média da distância euclidiana, luminosidade, saturação e tonalidade de cada cor localizada em cada pixel de todas linhas e colunas, bem como, o índice de similaridade entre a imagem remapeada e a imagem quantizada 112

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
ANN	Artificial Neural Network (Rede neural artificial)
ASTM	American Society for Testing and Materials (Sociedade Americana de Testes e Materiais)
CBYK	Cyan, Brown, Yellow, Black (Ciano, marrom, amarelo e preto)
CIE	International Commission on Illumination (Comissão Internacional de Iluminação)
CIEDE2000	Formula de Diferença de Cor CIE 2000
CIELAB	Espaço de cores L^* , a^* , b^*
CIELUV	Espaço de cores CIE L^* , u^* , v
CMC	Colour Measurement Committee (Sistema de tolerância de cores)
CMYK	Cyan, magenta, yellow, black (Ciano, magenta, amarelo e preto)
GA	Genetic algoritmo (Algoritmo genético)
ICC	International Color Consortium (Consórcio Internacional de cores)
ISO	International organization for standardization (Organização Internacional de Normalização)
JIS	Japanese Industrial Standards (Normas Industriais Japonesas)
KNN	K-Nearest Neighbors (K-ésimos vizinhos mais próximos)
MLP	Multilayer Perceptron
MSSIM	Multiscale SSIM (Índice de similaridade estrutural multi escala)
PSNR	Peak signal-to-noise ratio (relação sinal-ruído de pico)
RGB	Red, green, blue (vermelho, verde e azul)
RMS	Root Mean Square (Raiz quadrada da média aritmética)
RNA	Rede neural artificial
TIFF	Tag Image File Format (Formato de arquivo de imagem rotulada)
YNSN	Yule-Nielsen modified spectral Neugebauer model (Modelo espectral de Neugebauer modificado por Yule-Nielsen)

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	19
1.1.	OBJETIVOS	21
1.1.1.	Objetivos específicos.....	21
2	DESENVOLVIMENTO	22
2.1.	REVESTIMENTOS CERÂMICOS – PRODUTO E PROCESSO.....	22
2.1.1.	Possíveis origens da variação de cor.....	24
2.2.	TEORIA DAS CORES	27
2.2.1.	Atributos de caracterização das cores	29
2.3.	COLORIMETRIA E SISTEMA CIE	30
2.3.1.	<i>Espaço de cor Yxy.....</i>	30
2.3.2.	<i>Espaço de cor Lab.....</i>	32
2.3.3.	Diferença de cores	34
2.3.3.1.	<i>Média Quadrática</i>	34
2.3.3.2.	<i>Diferença de cores CIEDE1976.....</i>	34
2.3.3.3.	<i>Diferença de cores CIE Delta E 2000.....</i>	35
2.3.3.4.	<i>Tolerância na diferença de cores</i>	36
2.3.4.	Sínteses cromáticas	38
2.4.	MODELOS DE IMPRESSORA.....	39
2.4.1.	Modelos de Superfície	41
2.4.1.1.	<i>Modelo de Neugebauer.....</i>	41
2.4.1.2.	<i>Modelo de Neugebauer com extensão espectral</i>	42
2.4.1.3.	<i>Modelo Murray-Davis</i>	43
2.4.1.4.	<i>Modelo Espectral de Neugebauer modificado por Yule-Nielsen.....</i>	43
2.4.1.5.	<i>Modelo Celular de Neugebauer.....</i>	44
2.4.2.	Modelo numérico ou regressivo	44
2.4.2.1.	<i>Rede Neural Artificial.....</i>	44
2.5.	QUANTIZAÇÃO DE IMAGENS COLORIDAS	49
2.5.1.	Imagem digital	49
2.5.2.	Quantização de imagens.....	50
2.5.2.1.	<i>Divisão pela variância.....</i>	53
2.6.	SEPARAÇÃO DE CORES.....	56
2.6.1.	Otimização	58
2.6.1.1.	Otimização com restrições.....	59

2.6.1.2.	Métodos de pontos interiores	60
2.6.1.3.	<i>Método de ponto interior primal-dual</i>	60
2.7.	METAHEURÍSTICA	64
2.7.1.	Métodos de otimização global multi-start	65
2.7.2.	Algoritmo Genético	66
3.	METODOLOGIA	70
3.1.	METROLOGIA.....	70
3.2.	CONFIGURAÇÃO PARA REPRODUÇÃO	71
3.2.1.	Espaço de cores	71
3.2.2.	Produtos	72
3.2.3.	Tecnologia de impressão	72
3.2.4.	Tecnologia de sinterização	74
3.3.	IMPLEMENTAÇÃO DE MODELOS E PROCEDIMENTOS COMPUTACIONAIS	76
3.3.1.	Implantação do Modelo Espectral de Neugbauer	76
3.3.2.	Desenvolvimento do Modelo Espectral de Neugbauer com correção vetorial	78
3.3.3.	Redes Neurais Artificiais	80
3.3.4.	Quantização de imagens coloridas	81
3.4.	PROCESSO DE SEPARAÇÃO	82
3.4.1.	Método de procura de cores	82
3.4.2.	Processo de otimização	84
3.4.2.1.	Otimização com restrições	84
3.4.2.3.	<i>Otimização não linear com restrições e multi-inicializações</i>	87
3.4.2.4.	<i>Otimização global não linear com restrições e algoritmo genético</i>	88
3.4.2.5.	<i>Otimização global não linear com restrições e multi-inicializações hibridizada com redes neurais artificiais</i>	89
3.4.2.6.	<i>Otimização global não linear com restrições, multi-inicializações e correção vetorial</i>	89
3.5.	CALIBRAÇÃO	89
3.6.	FLUXOGRAMA DE EXECUÇÃO DO EXPERIMENTO	91
3.7.	DESENVOLVIMENTO DO APLICATIVO	93
4.	RESULTADOS EXPERIMENTAIS	93
4.1.	APLICATIVO – INTERFACE GRÁFICA E PRINCIPAIS RECURSOS	93

4.2.	CALIBRAÇÃO DOS MODELOS.....	103
4.3.	QUANTIZAÇÃO DE CORES	107
4.4.	OTIMIZAÇÃO DE CORES (SEPARAÇÃO).....	109
4.5.	AVALIAÇÃO DE IMAGEM IMPRESSA.....	111
5.	CONCLUSÃO	116
	REFERÊNCIAS.....	118

1 INTRODUÇÃO

Nos últimos 20 anos a decoração digital de revestimentos cerâmicos através do uso de impressoras jato de tinta tornou-se o principal método empregado pela indústria. Mesmo com o elevado grau de controle e precisão do dispositivo, variações cromáticas ainda são observadas. A grande maioria dos fatores de variação estão muito relacionadas com fatores externos à impressora: variação na composição das matérias primas, moagem, aplicação de engobes e esmaltes, pigmentos com cromaticidades diferentes, velocidade de aplicação das tintas, reologia complexa, interação química e física entre tinta e substrato cerâmico, reações químicas e transformações de fases durante a queima, programas de gerenciamento de cor, entre outros (BALASUBRAMANIAN, 1999; BELTRAMI; COSTA, 2013; MELCHIADES; BOSCHI, 1999; MONTORSI et al., 2016; PESSERLS, 1999; ZANELLI et al., 2015; ZANELLI; ZANNINI, 2014) . Isso faz com que as dosagens das tintas precisem passar por constante aferição para ajuste da composição. A cor é um dos principais atributos de qualidade de um produto cerâmicos e também o parâmetro mais sensível às variações durante o processo de fabricação. A minimização da diferença de cor de um produto cerâmico requer que todos os padrões estabelecidos na ficha técnica de produção sejam seguidos. Mesmo com padrões rígidos é frequente à necessidade de ajustes em virtude de variações na composição, escassez ou troca de insumos, instabilidades provocadas por problemas diversos ou mesmo pelo fato de adaptarem o produto ao processo. Tais alterações desencadeiam um grande volume de trabalho para o ajuste da cor que muitas vezes não chegam a um resultado satisfatório. Como consequência, os produtores cerâmicos são forçados a criar subclasses de produtos para evitar a mistura de placas na hora da venda. Este procedimento embora comum gera aumento de estoques sem garantia de venda concreta deste excedente ao preço desejado.

No setor gráfico tradicional existe uma série de especificações normatizadas para a impressão digital como a norma ISO 15311-2 especifica os requisitos de cor e resolução mínima recomendada para vários tipos de impressão digital, como impressão a jato de tinta e impressão a laser (ISO, 2018). A indústria cerâmica ainda não dispõe de uma norma específica para impressão digital, tendo incorporado parcialmente as normas daquele setor. No que diz respeito ao cálculo e

gerenciamento de cores, a indústria cerâmica segue fluxos de trabalho baseados em algoritmos que usam o perfil de cores ICC (Comissão Internacional de Iluminação), ou modelos baseados em colorimetria semelhante (CLAUSELL; ORTIZ; MIRA, 2012). Tais algoritmos são alimentados com dados a partir de medições de tabelas de consulta impressas e lidas por espectrofômetros, colorímetros ou densímetros. O objetivo é descrever as cores impressas e correlacioná-las aos seus dados digitais. Anomalias em leituras espectrais em revestimentos cerâmicos podem ocorrer devido a existência de relevos e texturas na superfície, esmaltes com brilho, tintas com aparência metalizada, entre outros. Os espectrofotômetros são limitados quanto a detecção de tais problemas, o que pode afetar a precisão das medições e a qualidade final dos revestimentos (BELTRAMI; COSTA, 2013). Outros pontos relevantes em relação à cor são as etapas colorimétricas de calibração, geração de perfis de telas de monitores e impressoras digitais cerâmicas, e de determinação do iluminante da sala de inspeção visual. Os perfis de cores das impressoras inkjet são válidos apenas para um dado substrato, para uma impressora específica, juntamente com um conjunto de parâmetros de impressão e com ciclo e temperatura de queima específicos (BELTRAMI; COSTA, 2013; CLAUSELL; ORTIZ; MIRA, 2012). Desta forma, alterações no processo produtivo podem introduzir desvios e tornar os perfis gerados imprecisos, produzindo assim alterações nas cores dos produtos.

Com o intuito de diminuir a diferença das cores entre lotes na decoração digital cerâmica, procurou-se avaliar o desempenho de dois modelos diretos de predição espectral: o primeiro, uma rede neural artificial, conhecida por elevada acurácia; o segundo, o modelo espectral de Neugebauer modificado por Yule-Nielsen (NMYN), conhecido por uma acurácia mediana. A aplicação prática destes modelos requer a determinação dos valores do domínio da função a partir de um resultado alvo. Para a inversão de tais modelos, foram avaliados os métodos de otimização global não linear com restrições e múltiplas inicializações assim como a otimização global por algoritmo genético. Esses algoritmos são desenvolvidos no intuito de fugir de mínimos locais, objetivando encontrar um mínimo global que possa ser a cor desejada ou estar o mais próximo possível da mesma; porém são conhecidos pelo alto consumo e tempo de processamento.

A otimização de uma imagem pode ser impraticável se a mesma contiver dezenas de milhares de cores únicas. Por isso, um método de quantização foi

introduzido para avaliar qual o impacto teria uma redução significativa no número de cores, tanto no tempo de processamento, quanto na qualidade da simulação e da impressão de revestimentos cerâmicos. A partir da quantização de cores é possível imprimir e ler uma tabela com um número factível de cores para cada imagem. Bem como, correlacioná-la com outros lotes pretéritos.

O conjunto de procedimentos descritos nesta tese poderá auxiliar a rastreabilidade de cores entre distintos lotes de produção, o cálculo de diferenças cromáticas e o desempenho de cada mecanismo preditor e otimizador de cores, para reprodução de revestimentos cerâmicos.

1.1. OBJETIVOS

Propor e avaliar o efeito da combinação de algoritmos de otimização e de inteligência artificial para o aumento da exatidão no cálculo de cores em revestimentos cerâmicos impressos por impressora jato de tinta.

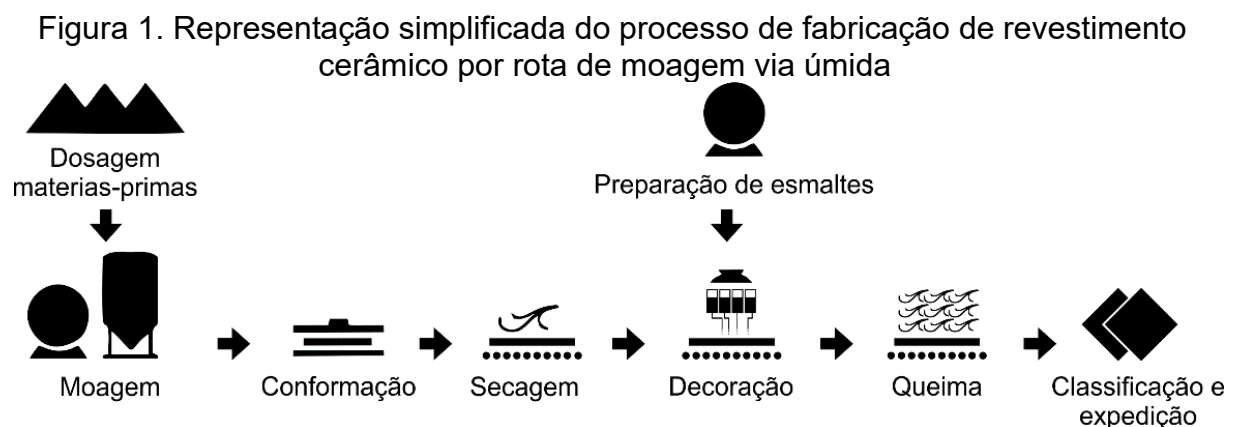
1.1.1. Objetivos específicos

- Avaliar se imagens quantizadas são possíveis de serem utilizadas na impressão digital cerâmica com desempenho gráfico adequado;
- Avaliar o desempenho da metodologia de otimização global multi-start para inversão de cores;
- Avaliar o desempenho e confiabilidade de modelos espectral de Neugebauer modificado por Yule-Nielsen e de inteligência artificial na reprodução de revestimentos cerâmicos;
- Desenvolver método matemático de correção para superar eventuais limitações dos modelos a serem testados;
- Desenvolver uma aplicação informática que integre as funcionalidades de calibração, predição, quantização, otimização e separação de cores.

2 DESENVOLVIMENTO

2.1. REVESTIMENTOS CERÂMICOS – PRODUTO E PROCESSO

Os revestimentos cerâmicos são definidos segundo a Associação Brasileira de Cerâmica (2020) como placas compostas por argila e outras matérias-primas inorgânicas, utilizadas para revestir chão e paredes em diversos tipos de ambientes residenciais, industriais e comerciais, tanto internos, quanto externos. A procura por revestimentos cerâmicos se justifica devido a suas propriedades técnicas e estéticas como: elevada resistência mecânica, estabilidade química, durabilidade, versatilidade de uso, beleza, valor e facilidade de instalação. Geralmente são compostos por três camadas: suporte (biscoito), engobe (camada intermediária que impermeabiliza o suporte) e o esmalte (camada vítrea onde a decoração é aplicada, possui a função estética e de impermeabilização final do revestimento) (ANFACER, 2020). Os revestimentos cerâmicos são classificados conforme sua absorção de água: porcelanato, grês, semi-grês, semi-poroso e poroso (ABNT, 2020). Existem duas grandes vertentes no processamento cerâmico, a “via úmida” e a “via seca”, sendo que cada uma possui suas especificidades. Todavia, de modo geral, o processo de fabricação é composto pelas seguintes etapas, segundo OLIVEIRA e HOTZA (2015): dosagem, moagem, atomização (via úmida) ou umidificação (via seca), conformação, secagem, decoração, tratamento térmico, classificação e expedição (Figura 1).



O processo tem início pela seleção das matérias primas, as quais são formuladas de acordo com a porosidade final desejada do produto. As etapas de moagem, homogeneização e granulação conferem as características necessárias para a posterior conformação. Em relação ao processamento via úmida, as matérias-primas são moídas em moinhos de bola com cerca de 30 a 40% de água até atingirem uma determinada distribuição de tamanho de partículas e resíduos. A suspensão obtida é enviada para secagem e homogeneização dentro de um spray-dryer (atomizador), formando um aglomerado granular ideal para a compactação. Já no processo via seca, utiliza-se uma moagem em moinhos de martelos ou pendulares para a massa com umidade inferior a 5%; essa massa é enviada a um granulador para adequação de umidade e, posteriormente, à conformação. Na etapa de conformação ou prensagem, elevadas pressões são aplicadas ao material granulado depositado dentro de um molde metálico, no intuito de formar um corpo verde¹ com resistência mecânica ideal para suportar as demais etapas às quais será submetido (OLIVEIRA; HOTZA, 2015). Todavia ainda existe uma quantidade de água no interior do corpo verde que necessita ser eliminada. Esta etapa é denominada secagem; além de retirar a água possui outra função, a adequação do corpo verde a uma temperatura ideal para a esmaltação.

Dentre as etapas de produção de uma cerâmica para revestimento, a decoração/esmaltação compreende uma das etapas mais importantes, onde a deposição de engobes, vidrados e impressão digital (ou outras técnicas) sobre um substrato compactado, desenvolve as características estéticas do *design* da peça.

A preparação de engobes e vidrados (esmaltes) tem início em paralelo ao processo inicial de dosagem de matérias-primas, conforme é possível observar através da Figura 1. Essa preparação é realizada em moinhos de bola por via úmida, conforme requisitos técnicos relacionados à viscosidade da suspensão.

O engobe é uma camada intermediária, lisa, branca e ligeiramente fundente. Especificamente falando, o engobe é uma cobertura aplicada no corpo cerâmico cru ou sinterizado, composto por uma mistura de argilas, caulins, quartzo, feldspatos, alumina, zirconita e fritas. Possui a função de eliminar defeitos superficiais e alterar a cor do corpo cerâmico, minimizar os efeitos das desgaseificações (produzidas por decomposições), além de isolar física e quimicamente a camada de esmalte do

¹ Corpo verde é o substrato compactado (prensado, na etapa de conformação) antes da secagem.

suporte cerâmico. Difere fundamentalmente do esmalte devido à quantidade reduzida de fase líquida (PRACIDELLI, 2008).

Os vidrados ou esmaltes são uma camada fina de vidro colorido ou não com a finalidade de cobrir e impermeabilizar a superfície do corpo cerâmico, além de torná-lo esteticamente mais atraente (Cor, brilho e rugosidade são obtidos justamente com a superfície previamente modelada do corpo cerâmico) e promover características técnicas desejadas como resistência física e química ao produto final (PRACIDELLI, 2008). Porém, nem todas as cerâmicas para revestimento possuem vidrado, sendo então classificadas como G (*glazed*) ou U (*unglazed*). Com o engobe e/ou o vidrado aplicado(s), o substrato segue para a etapa da decoração digital.

Utilizando-se de uma impressora por jato de tinta cerâmica, inkjet, a tinta é depositada sem contato com as camadas anteriores. Diferentemente dos métodos serigráficos e a rolo, que exigiam contato físico com a peça a ser aplicada. Atualmente existem duas metodologias de aporte de tinta: o jato contínuo e o de tinta sob demanda, sendo esta última a tecnologia mais usual, mais precisa, com menor tamanho de gota e maior densidade de gotas por área. Neste método cada gota é gerada no momento em que a gota é requerida, diferenciando-se do jato contínuo. É imprescindível um fluxo de trabalho para o processo funcionar corretamente, sendo necessária a calibração e geração de perfis de todos os elementos que intervêm na visualização e desenvolvimento da cor (CLAUSELL; ORTIZ; MIRA, 2012).

A próxima etapa é a queima da peça. Através de reações físico-químicas termoativadas ocorre o desenvolvimento da microestrutura final do produto, promovendo densificação, aumento da resistência mecânica, bem como de outras características previamente delineadas do produto (OLIVEIRA; HOTZA, 2015).

As etapas seguintes são de classificação para a verificação de imperfeições decorrentes das matérias-primas e/ou do processo produtivo; e, finalmente, a embalagem e a expedição dos produtos para os compradores.

2.1.1. Possíveis origens da variação de cor

Inúmeras são as origens das possíveis causas para a variação de cor, também denominada variação de tonalidade, de uma peça cerâmica. Uma possível origem provém da variação das matérias-primas. Muito embora os percentuais

utilizados nas formulações dos revestimentos sejam mantidos, podem existir variações individuais de cada componente, de lote para lote. A troca constante de fornecedores pode introduzir inconstância das matérias-primas, o que também potencialmente resulta em grandes variações (PESSERL, 1999). MONTORSI (2016) realizou um estudo fatorial para procurar entender o que mais impacta na qualidade de cor e na redução dos defeitos provenientes de impressoras jato de tinta cerâmicas. Neste estudo correlacionou fatores como: temperatura do corpo verde, quantidade e tipo de engobe, quantidade de vidrado, resolução de impressão, quantidade de fritas e temperatura máxima de queima, com as variáveis respostas: diferença de cor CIELab, pontos brancos, manchas, rugosidade e vivacidade de cor. Em seus resultados é evidenciado que a diferença de cores e vivacidade são fortemente influenciadas pela resolução da impressão; os outros fatores resultaram em baixa ou moderada significância estatística.

SHARMA (1990) afirmou que se um engobe possuir variação tonal ou não cobrir adequadamente o substrato, ocorrerão mudanças na tonalidade. Em um outro estudo, comparando tintas comerciais utilizadas em impressoras jato de tinta cerâmicas, LOT et al. (2016) apresentaram resultados que indicam grandes diferenças entre as tintas. Tanto o índice de extensão de gotas, que relaciona a resolução da imagem e o rendimento da tinta, quanto às diferenças cromáticas, apresentaram grandes disparidades, indicando a grande dificuldade ou impossibilidade para se produzir um mesmo tom com tintas de diferentes fornecedores.

No trabalho de ZANELLI *et al.* (2015), a diminuição da saturação de cor (intensidade) está associada à micronização dos pigmentos, a qual é responsável pela destruição parcial da estrutura cristalina responsável pela cor.

A temperatura de queima é também um agente causador de variação tonal. Isto ocorre devido a reações químicas entre os pigmentos e componentes de esmalte, produzindo assim outros pigmentos mais estáveis a dada temperatura (LLUSAR et al., 2015). Para resolver problemas dimensionais de trincas, coração negro e decomposição de carbonatos durante a queima, o corpo técnico das empresas cerâmicas aplica costumeiramente novos patamares de queima nos fornos, resultando assim em alterações tonais nos produtos (MELCHIADES; BOSCHI, 1999; SACMI-IMOLA; BOSCHI, 1997). Problemas dimensionais podem

incluir curvatura da peça devido ao acoplamento entre o substrato e vidrado, por exemplo.

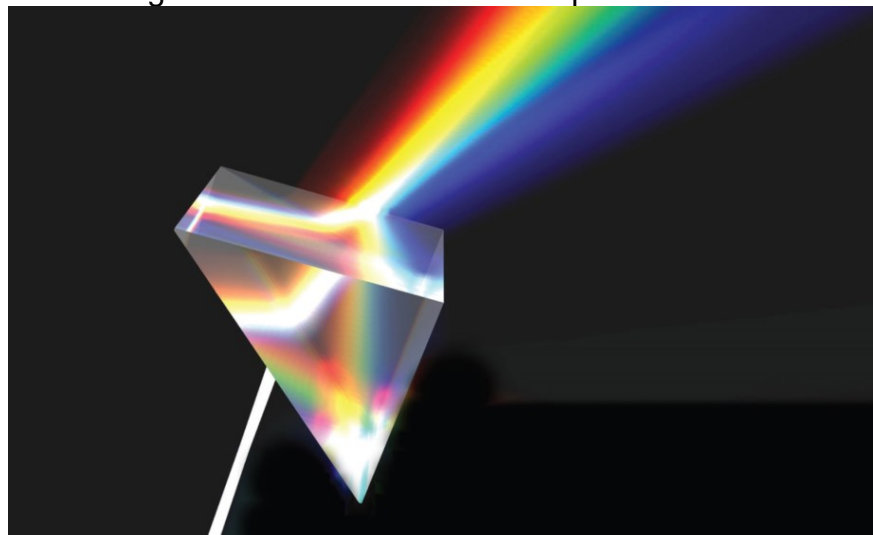
O setor cerâmico passou por muitas mudanças nos últimos anos, incorporando máquinas e conhecimento do setor tradicional de artes gráficas. Foram mesclados termos como gestão de cor, perfis e quadricromia com multicanal, vidrados, temperatura de fornos, típicos do mundo cerâmico (CLAUSELL; ORTIZ; MIRA, 2012). Para o funcionamento ideal de todo o sistema, é necessário inicialmente a calibração, caracterização e geração de perfis de todos os dispositivos que intervêm na visualização e produção de cor. Dispositivos de digitalização (câmeras e escâneres), de visualização (telas), além dos dispositivos de saída (inkjets) precisam de ajustes e avaliações constantes para promover a precisão de cor desejada (CLAUSELL; ORTIZ; MIRA, 2012). No caso das impressoras, a calibração requer ajustes de linearização e determinação do limite máximo de tinta (VICENTE, 2015). Caso exista ineficiência nestes pontos, vários problemas são gerados, tais como borrados, imprecisão na predição de cores, maiores tempos de secagem e desperdício de tintas. Com o dispositivo calibrado é comumente aplicada uma metodologia empírica que utiliza a impressão e leitura de uma tabela de consulta (LUT) ou *testchart* (BELTRAMI; COSTA, 2013). Este procedimento permite mapear os valores conhecidos de entrada e medidos de saída, para geração de um perfil, que através de interpolações produzirá a renderização de imagens em CMYK, por exemplo. No entanto, mesmo com o dispositivo caracterizado não é possível imprimir todas as cores contidas na gama do dispositivo de visualização (RGB ou Lab), se a cor estiver fora da gama do dispositivo de impressão, esta nunca será impressa. Isto ocorre, pois, uma tinta não possui a mesma saturação de cor que um dispositivo de visualização produz. Existem também deficiências no procedimento de interpolação de cores utilizado em perfis ICC.

Não obstante, existem outras formas de modelar, predizer e renderizar cores, diferentes do método tradicional utilizado na cerâmica, como o modelo espectral (ou colorimétrico) de Neugebauer modificado por Yule-Nilsen. Outros algoritmos destinam-se a melhorar a separação de cores como a otimização não linear, os algoritmos genéticos e as redes neurais. Possuem o objetivo de calcular a área de pontos mais adequada para uma dada cor-alvo, são também ordinariamente conhecidos e serão apresentadas na sequência.

2.2. TEORIA DAS CORES

A luz é constituída por ondas eletromagnéticas e a oscilação dessas ondas, quando visíveis, constituem a luz branca onde estão contidas todas as cores. A matéria tem a propriedade de absorver parte da luz que incide sobre ela, refletir ou deixar passar outra parte, dando a sensação de uma determinada cor no cérebro humano. Cada indivíduo tem uma percepção própria da cor de um determinado objeto, fato que depende de aspectos fisiológicos e psicológicos (MELCHIADES; BOSCHI, 1999). Para Newton (SILVA; MATINS, 1996; SILVEIRA, 2015), em seus estudos sobre óptica (Figura 2), a cor é um fenômeno físico e uma sensação fisiológica. Pedrosa (2003), descreve que a cor é uma percepção do cérebro provocada pela ação da luz sobre o órgão da visão através da interação de ondas eletromagnéticas com a matéria (PEDROSA, 2003). A vista humana pode diferenciar cerca de dez mil tonalidades de cor e cerca de cem variações entre o preto e o branco – os chamados tons cinzentos. Por mais estranho que possa parecer, a matéria em si é acromática, sem cor, sendo o processo fisiológico que permite identificar a cor nos objetos.

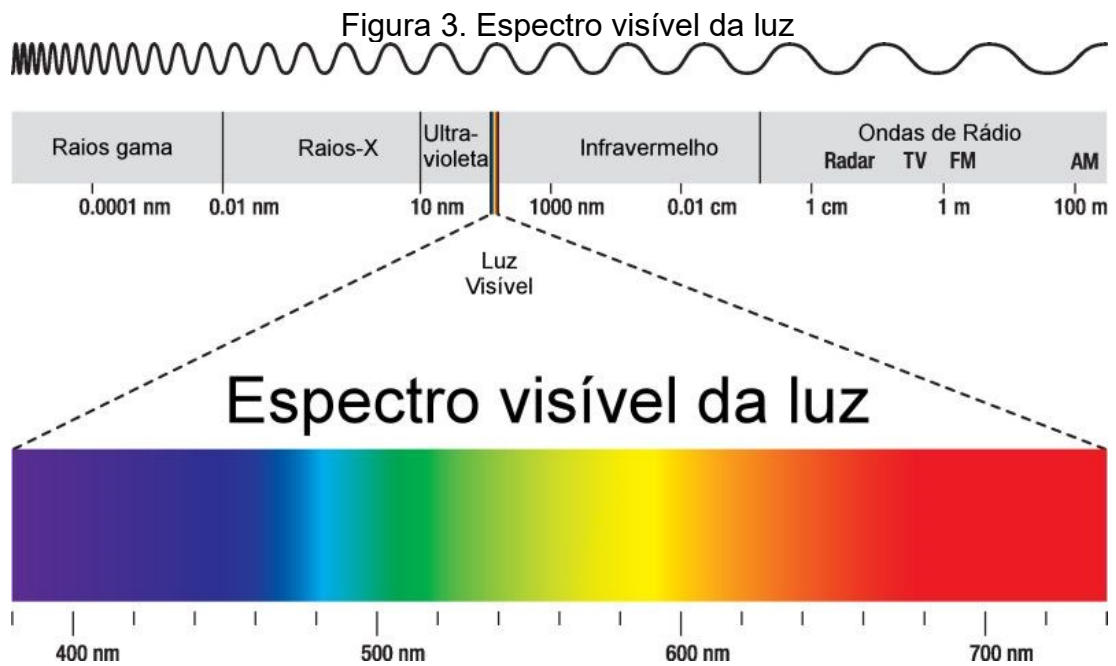
Figura 2. Divisão da luz em um prisma



Fonte: Mollica (2018)

Existem várias teorias que procuram explicar a visão cromática. A cor é o resultado da percepção da luz na região do espectro visível, com comprimento de onda na região de 400 a 700 nm incidente sobre o observado, Figura 3. Considera-

se a base da óptica fisiológica a Teoria Tricromática de Young – Helmholtz (HEESEN, 2015; JAMES; MAXWELL, 1993; MILLINGTON, 1942), que estabelece a existência na retina de três mecanismos neurais independentes (células cones), que ao serem estimulados reagem a uma parte específica do espectro, resultando na percepção do vermelho, verde e azul. Contudo, a Teoria Tricromática não pode explicar muitos fenômenos observados visualmente.



Em 1872, Ewald Hering desenvolveu uma teoria compatível com o princípio neurofisiológico da excitação e inibição (CLARK, 2008; LANSKA, 2014; SELF, 2013). Denominada Teoria da Oponência das Cores, ela descreve a existência de três canais de cores complementares e antagônicos, sendo eles o vermelho-verde, o azul-amarelo e o branco-preto. Para Riggs (1967), a visão cromática é um misto da teoria de Young/Helmholtz e de Hering (RIGGS, 1967). Outros trabalhos, como o de Brindley (1957), Bartels e Zeki (2000), estendem seus estudos desde cones e bastonetes até o córtex cerebral no intuito de descrever a visão humana (BARTELS; ZEKI, 2000; BRINDLEY, 1957). Segundo Melchiades (1999), no caso de revestimentos cerâmicos, que não são transparentes, uma fonte de luz emitida sobre eles interage com sua superfície gerando a reflexão de um novo espectro residual que é detectado pelo observador e enviado ao cérebro onde ocorre a sensação de cor.

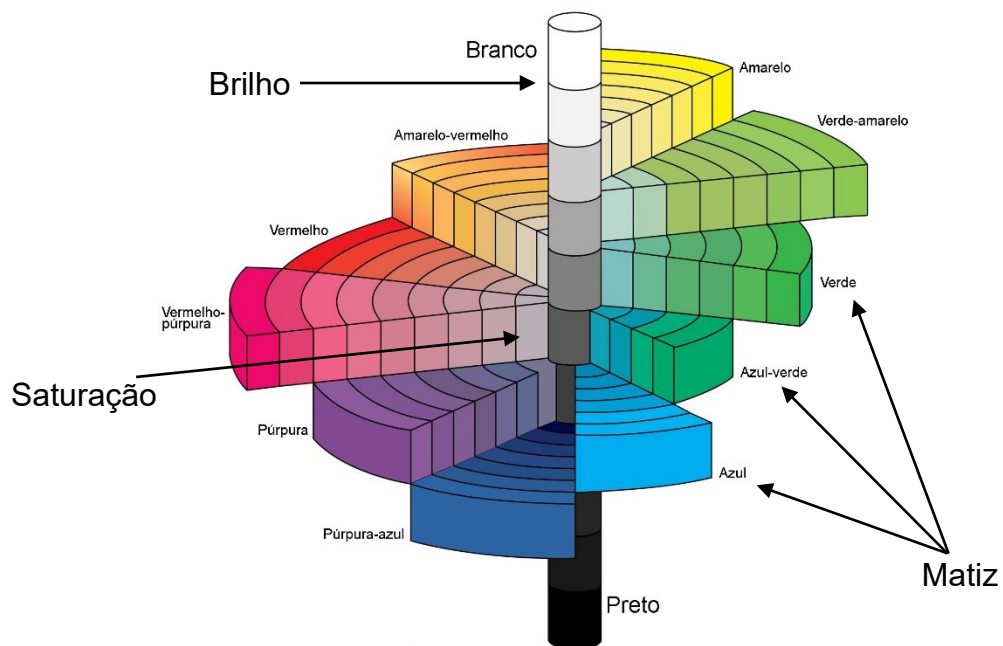
Atualmente, no setor gráfico é utilizada a combinação da teoria tricromática com a oposição de cores, denominada de moderna teoria das cores oponentes, a qual procura explicar a maioria dos fenômenos visuais (DESHPANDE, 2015).

2.2.1. Atributos de caracterização das cores

Existem três atributos fundamentais que são necessários para a caracterização de uma cor, Figura 4, descritos:

- Matiz: é a cor refletida ou emitida por um objeto (vermelho, alaranjado, amarelo, verde, ...), está relacionada ao comprimento de onda predominante;
- Saturação: corresponde à pureza da cor. A saturação pode ser medida por uma porcentagem variável de 0% (branco total) a 100% (cor pura sem branco), sendo dependente das proporções ocupadas por cada comprimento de onda.
- Brilho: é a luminosidade da cor ou a capacidade de refletir a luz branca. Pode também ser medida em porcentagem sendo que 0% de brilho corresponde ao Preto e 100% de brilho corresponde ao Branco (BERNS, 2019), relacionando-se com a intensidade da energia eletromagnética.

Figura 4. Atributos de caracterizada de uma cor, sistema de cores Munsell



Fonte: adaptado pelo autor, (2023), baseado em Britannica (2018)

2.3. COLORIMETRIA E SISTEMA CIE

A colorimetria é a ciência e tecnologia utilizada para quantificar e descrever a percepção humana da cor. A cor está ligada ao sistema visual humano, por tanto, ela é subjetiva. Pessoas diferentes podem atribuir à cor características diferentes. Isto torna-se um problema, principalmente para a indústria que necessita de padronizações das cores. O sistema colorimétrico tornou-se uma técnica viável quando foram publicadas as *Recommendations officielles de la Commission Internationale de l'Eclairage* (1931), determinando sistematicamente as funções de misturas cores, campo visual, observador e iluminante padrão (FEITOSA-SANTANA et al., 2006; SCHANDA, 2011). Desta forma foi possível expressar as curvas espectrais (cor) numericamente.

Na atualidade existem diversos sistemas de cores, sejam de aparência de cores ou de diferenças: o Swedish Natural Colour System (NCS), o Munsell color system, o OSA Uniform Color Scale (OSA/UCS), o DIN Color System (DIN), RGB, Gerritsen, MacLeod-Boyton, DKL, CIELAB, CIE Rösch, CIE MacAdam, CIE Walter Stiles, CIE 1976, entre outros (FEITOSA-SANTANA et al., 2006).

2.3.1. Espaço de cor Yxy

Utilizando a ideia baseada na teoria tricromática da visão humana, onde se pressupõe que os olhos possuem receptores para três cores primárias aditivas e que a partir da mistura destas primárias, todas as outras são obtidas, a CIE (1931) desenvolveu o conceito denominado triestímulos XYZ, útil pra definir uma cor. Tal valor é obtido através da função de integração da distribuição espectral relativa de potência do iluminante ($S(\lambda)$), funções do observador padrão $x'(\lambda)$, $y'(\lambda)$ e $z'(\lambda)$ (relativa a sensibilidade espectral do olho humano) e função espectral de radiação do objeto ($R(\lambda)$), Equações 1, 2 e 3:

$$X = k \cdot \int_{360}^{750} R_{\lambda} \cdot S_{\lambda} \cdot x'_{\lambda} \cdot d\lambda \quad (1)$$

$$Y = k \cdot \int_{360}^{750} R_{\lambda} \cdot S_{\lambda} \cdot y'_{\lambda} \cdot d\lambda \quad (2)$$

$$Z = k \cdot \int_{360}^{750} R_{\lambda} \cdot S_{\lambda} \cdot z'_{\lambda} \cdot d\lambda \quad (3)$$

$$\text{onde } k = \frac{100}{\int_{360}^{750} S_{\lambda} \cdot y'_{\lambda} \cdot d\lambda} \quad (4)$$

Como os valores triestímulo XYZ não são fáceis de serem visualizados, a CIE definiu o espaço de cor Yxy. Desta forma uma cor pode ser representada num plano (bi dimensional) de mesma intensidade luminosa. Para graficar os triestímulo ainda é necessário obter as seguintes coordenadas reduzidas:

$$x = \frac{X}{X + Y + Z} \quad (5)$$

$$y = \frac{Y}{X + Y + Z} \quad (6)$$

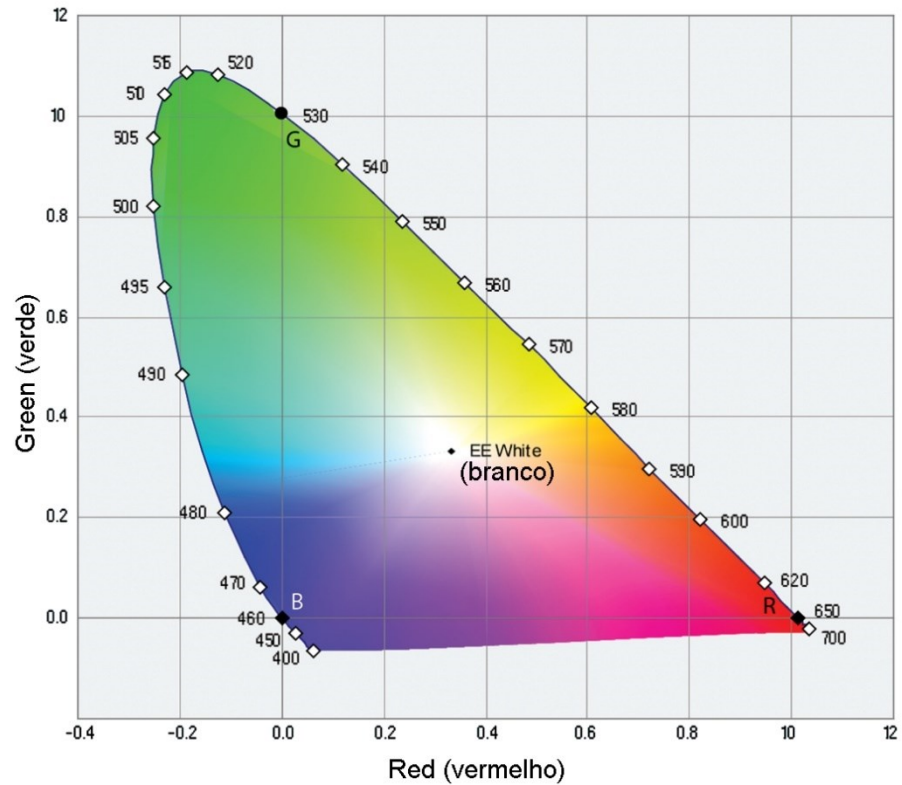
$$z = \frac{Z}{X + Y + Z} \quad (7)$$

$$x + y + z = 1 \quad (8)$$

onde x e y são as coordenadas cromáticas calculadas a partir dos valores XYZ e Y é a luminosidade, idêntico ao valor triestímulo Y . A Figura 5 representa o espaço de cor x e y denominado diagrama de cromaticidade. As tonalidades estão dispostas ao longo da linha mais externa e o grau de saturação aumenta do centro para as bordas (Figura 5). A diferenciação das cores próximas (principalmente no tom verde), é o inconveniente da técnica. Em tons de azul tal problema praticamente inexistente (MELCHIADES, 1999).

A forma tridimensional do sistema pode ser obtida calculando-se as coordenadas do terceiro eixo (Y), o eixo de luminância, somadas às coordenadas dos dois eixos de cromaticidade (x e y). Como os diagramas de cromaticidade apresentam apenas proporções de valores triestímulo e não suas reais magnitudes, são utilizados apenas as cores com a mesma luminância. No entanto, as cores diferem entre si tanto em cromaticidade quanto em luminância. A CIE recomenda a utilização de outros espaços como CIELAB OU CIELUV, os quais possuem um fator de luminância em um plano de cromaticidade.

Figura 5. Diagrama xy de cromaticidade



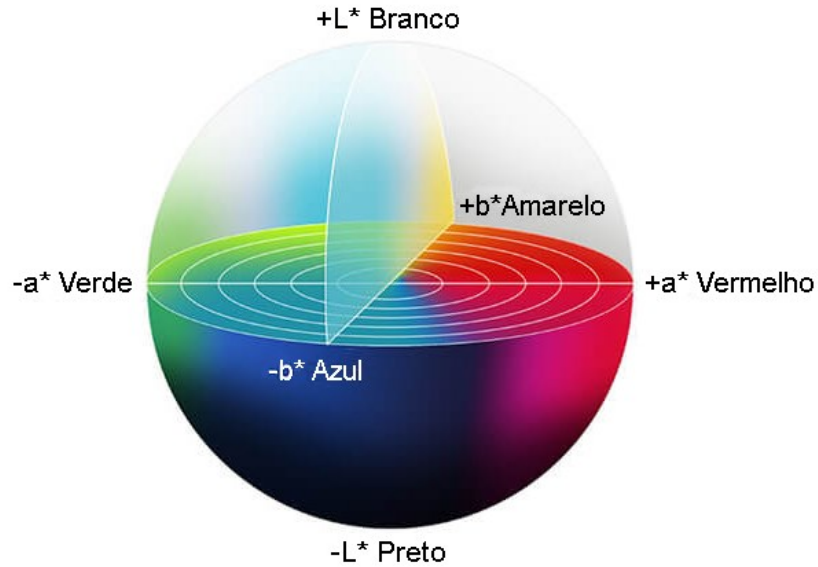
Fonte: adaptado pelo autor, (2023), baseado em TOOMS (2015)

2.3.2. Espaço de cor Lab

Visando solucionar os problemas perceptivos do espaço Yxy a CIE (1976) desenvolveu um espaço de cores mais uniforme e baseado na visão humana, denominado CIELAB (Figura 6). Tal espaço emprega o sistema de cores oponentes e possui os seguintes parâmetros:

- L^* - indica o grau de luminosidade, variando entre 0 (preto) e 100 (branco);
- $a^* < 0$ - maior participação da cor verde,
 $a^* > 0$ – maior participação da cor vermelha;
- $b^* < 0$ – maior participação da cor azul,
 $b^* > 0$ – maior participação da cor amarela.

Figura 6. Espaço de cor Lab



Fonte: adaptado pelo autor, (2023), baseado em Sharma (2005)

Para a obtenção dos valores CIELAB de uma reflectância espectral, primeiramente é necessário calcular os valores triestímulos, utilizando-se as equações de 01 a 08. Na sequência emprega-se as seguintes equações:

$$L^* = 116 \left[f\left(\frac{Y}{Y_W}\right) - 16 \right] \quad (9)$$

$$a^* = 500 \left[f\left(\frac{X}{X_W}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_W}\right) \right] \quad (10)$$

$$b^* = 200 \left[f\left(\frac{Y}{Y_W}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_W}\right) \right] \quad (11)$$

sendo

$$f\left(\frac{X}{X_W}\right) = \left(\frac{X}{X_W}\right)^{\frac{1}{3}} \text{ para } \frac{X}{X_W} > 0,008856 \quad (12)$$

ou $7,787 \left(\frac{X}{X_W}\right) + \frac{16}{116}$, caso contrário

$$f\left(\frac{Y}{Y_W}\right) = \left(\frac{Y}{Y_W}\right)^{\frac{1}{3}} \text{ para } \frac{Y}{Y_W} > 0,008856 \quad (13)$$

ou $7,787 \left(\frac{Y}{Y_W}\right) + \frac{16}{116}$, caso contrário

$$f\left(\frac{Z}{Z_W}\right) = \left(\frac{Z}{Z_W}\right)^{\frac{1}{3}} \text{ para } \frac{Z}{Z_W} > 0,008856 \quad (14)$$

ou $7,787 \left(\frac{Z}{Z_W}\right) + \frac{16}{116}$, caso contrário

Onde X_W, Y_W e Z_W são os valores triestímulos do ponto branco do iluminante usado no cálculo do triestímulos CIEXYZ.

2.3.3. Diferença de cores

Para calcular a diferença entre duas refletâncias espectrais ou entre duas cores, geralmente utiliza-se a distância euclidiana ou a raiz do erro quadrático médio espectral (RMS em Inglês). A RMS é proporcional à distância euclidiana. Todavia, a RMSE é puramente espectral e não diz nada sobre a percepção da diferença quando relacionada a um observador humano.

2.3.3.1. Média Quadrática

A média quadrática ou RMS (Root Mean Square) é definida como a raiz quadrada da média aritmética dos elementos ao quadrado, Equação 15.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (r_1(\lambda_i) - r_2(\lambda_i))^2} \quad (15)$$

onde N é o número de amostras descritas por $r_1(\lambda)$ e $r_2(\lambda)$.

2.3.3.2. Diferença de cores CIEDE1976

O CIEDE1976 ou ΔE_{ab}^* é a diferença de cores padrão CIE, onde a distância Euclidiana entre duas cores é calculada no espaço de cores tridimensional CIELAB (PRACTICE, 2009), Equações 16 e 17:

$$\Delta E_{ab}^* = \sqrt{(\Delta L^{*2} + \Delta a^{*2} + \Delta b^{*2})} \quad (16)$$

onde

$$\Delta L^* = L_2^* - L_1^* \quad (17)$$

$$\begin{aligned}\Delta a^* &= a_2^* - a_1^* \\ \Delta b^* &= b_2^* - b_1^*\end{aligned}$$

Os valores de L_1, a_1, b_1 e L_2, a_2, b_2 são os valores CIELAB das reflectâncias espectrais r_1 e r_2 para um dado iluminante e observador padrão. Informações complementares podem ser visualizadas em ASTM E 308-01 (PRACTICE, 2009).

2.3.3.3. Diferença de cores CIE Delta E 2000

A fórmula CIEDE2000 foi publicada pela CIE em 2001, ela fornece um procedimento aprimorado para o cálculo de diferenças de cores industriais. A diferença de cor medida se aproxima ao máximo com os limites de percepção do olho humano no espaço de cor CIE Lab. Ajustes específicos podem ser aplicados às diferenças de luminosidade $\Delta L'$, saturação $\Delta C'$ e tonalidade $\Delta H'$, pela utilização dos coeficientes S_L , S_C e S_H respectivamente. A diferença de cores através da fórmula CIEDE2000 requer as etapas (Equações de 18 -27):

$$\Delta E_{00}^* = \sqrt{\left(\frac{\Delta L'}{K_L S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C'}{K_C S_C}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H'}{K_H S_H}\right)^2 + RT \left(\frac{\Delta C'}{K_C S_C}\right) \left(\frac{\Delta H'}{K_H S_H}\right)} \quad (18)$$

onde

$$\Delta L' = L^* \quad (19)$$

$$\Delta L' = L'_b - L'_s \quad (20)$$

$$\Delta C' = C'_b - C'_s \quad (21)$$

$$\Delta H' = 2(C'_b C'_s) \sin(\Delta h'/2) \quad (22)$$

e

$$\Delta h' = h'_b - h'_s \quad (23)$$

os subscritos b e s indicam que o valor é para a cor do teste e padrão, respectivamente.

Os eixos CIELAB são transformados de tal forma que:

$$\Delta L' = L^* \quad (24)$$

$$a' = a'(1 + G) \quad (25)$$

$$b' = b^* \quad (26)$$

onde

$$G = 0.5 \left\{ 1 - \left[\frac{\check{C}_{ab}^{*7}}{(\check{C}_{ab}^{*7} + 25^7)} \right] \right\}^{0.5} \quad (27)$$

O símbolo \check{C} indica que o valor é a média aritmética dos valores para um par de cores, e de forma similar usa-se L' , h' e C' , acima.

Os valores do croma C' e o angulo de tonalidade h' são calculados usando:

$$C' = (a'^2 + b'^2)^{0.5} \quad (28)$$

$$h' = \tan^{-1} \left(\frac{b'}{a'} \right) \quad (29)$$

As funções de ponderação S_L , S_C , S_H são dadas por

$$S_L = 1 + \frac{[0.015 (\bar{L}' - 50)^2]}{[20 + (\bar{L}' - 50)^2]^{0.5}} \quad (30)$$

$$S_C = 1 + 0.045 \check{C}' \quad (31)$$

$$S_H = 1 + 0.015 \check{C}' T \quad (32)$$

onde

$$T = 1 - 0.17 \cos(\check{h}' - 30) + 0.24 \cos(2\check{h}') + 0.32 \cos(3\check{h}' + 6^\circ) - 0.20 \cos(4\check{h}' - 63^\circ) \quad (33)$$

O último passo é lidar com as anomalias do espaço de cores CIELAB na região do azul onde os eixos principais das elipses de tolerância não apontam para a origem do espaço. Um parâmetro de rotação, R_T , é definido nas Equações 34 – 36:

$$R_T = -\sin(2\Delta\theta) R_C \quad (34)$$

com

$$\Delta\theta = 30 \exp \left\{ - \left[\frac{(\check{h}' - 275^\circ)^2}{25} \right] \right\} \quad (35)$$

$$R_C = 2 \left[\frac{\check{C}'^7}{\check{C}'^7 + 25^7} \right]^{0.5} \quad (36)$$

2.3.3.4. Tolerância na diferença de cores

Embora a CIE sirva como o principal órgão de padronização para determinação da medição de cores, outras definições são encontradas em cerca de 40 organizações de padronização ao redor do mundo. A melhor coleção de padrões industriais que definem a medição de cor triestímulus encontra-se na ASTM, ISO e JIS.

Segundo a ASTM (2016), as diferenças entre cores podem ser calculadas preferencialmente em unidades ΔE_{CMC} ou ΔE_{00} , recomenda-se faixas de erro entre de 0,0 a 5,0 unidades ΔE^*_{ab} . Ambas as métricas, a entidade, enfatiza que são apropriadas e amplamente utilizadas para comparações em aplicações industriais e comerciais como: automóveis, revestimentos, cosméticos, tintas, embalagens, plásticos, impressão, segurança e têxteis (ASTM, 2016). No meio acadêmico, diversos pesquisadores publicaram estudos sobre tolerância na diferença de cores em diversos tipos de mídia. Kang (1997), apresentou que em dispositivos eletrônicos de imagem a diferença mínima perceptível era igual a 1 unidade CIE ΔE^*_{ab} , enquanto Mahy et al. (1994) encontrou valores na ordem de 2,3 unidades CIE ΔE^*_{ab} . Este último valor é utilizado como padrão de tolerância até os dias atuais (KANG; ANDERSON, 1992; MAHY; VAN EYCKEN; OOSTERLINCK, 1994). Abrardo (1996), determinou que erros médios entre 1 a 3 unidades CIE ΔE^*_{ab} , são classificados como qualidade muito boa. Para valores entre 3 a 6 existem diferenças percebidas, mas aceitas em suas avaliações com escâneres (ABRARDO, 1996). Existem discordâncias entre essas classificações de tolerância na diferença de cores, a avaliação da qualidade e aceitabilidade é altamente subjetiva e depende da aplicação (YUANYUAN QU, 2013).

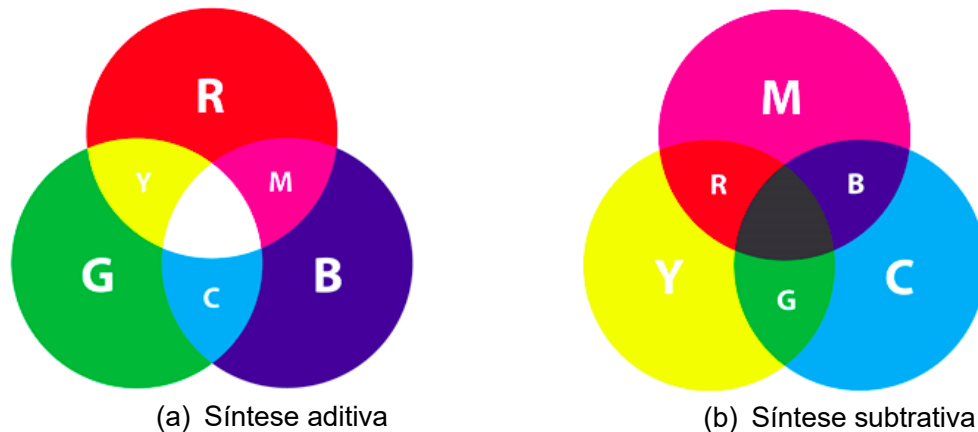
Em relação ao setor cerâmico, a norma brasileira que especifica as cores em placas cerâmicas é a ABNT NRB ISO 10545-16:2020. Esta norma descreve o método de instrumentação de medição de cor para a quantificação de pequenas diferenças de cores. Nela encontra-se a equação padrão de cálculo de diferença de cores CMC ΔE_{cmc} , a partir de valores CIELAB (ΔL^* , ΔC^*_{ab} , ΔH^*_{ab}) calculados entre um corpo de prova e um padrão de referência. Um fator comercial de tolerância é atribuído para determinar a aceitabilidade da diferença de cor. Tal norma é atribuída somente para placas cerâmicas monocores, essencialmente com o mesmo brilho e textura. Os valores de tolerância são de 0,75 para placas esmaltadas e 1,0 para placas não esmaltadas (ABNT, 2020).

2.3.4. Sínteses cromáticas

Conforme abordado brevemente na Seção 2.3.1, existem três tipos de células (cones) especializadas na captação de luz. Eles dividem o comprimento de onda da luz visível em três bandas. Ao misturar as luzes de cada uma dessas bandas, diferentes cores podem ser produzidas. Este processo de “mistura de cores” pela combinação de luzes coloridas é denominado de mistura de cores aditivas ou **síntese aditiva** (BERNS, 2019). A mistura das luzes coloridas vermelho (R), verde (G) e azul (B) funciona de maneira semelhante aos cones S (*small*), M (*medium*) e L (*large*) no sistema visual humano (BERNS, 2019)

A Figura 7(a), demonstra que a combinação de vermelho, verde e azul em intensidades totais resulta no tom branco. Um dos usos da mistura de cores RGB pode ser observado constantemente através de monitores de computador, onde pixels coloridos combinados renderizam as cores, bem como em alguns tipos de impressoras jato de tinta RGB (BRIGGS, 2020).

Figura 7. Sínteses cromáticas

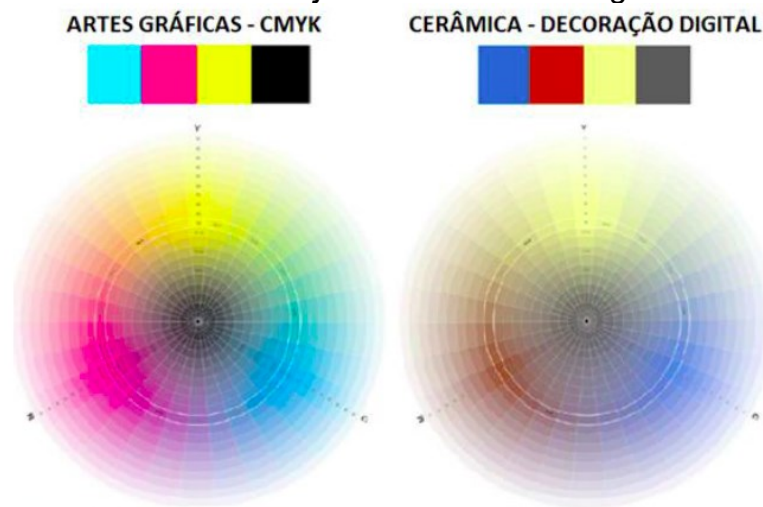


Fonte: elaborado pelo autor, (2023), a partir de Sharma (2017)

Ao contrário da mistura de cores aditiva, a mistura de cores subtrativa ou **síntese subtrativa** (Figura 7(b)), produz estímulos de luz subtraindo partes do espectro da luz branca. As aplicações mais práticas deste método são encontradas na impressão e pintura em cores. As tintas ou pigmentos absorvem certos comprimentos de onda de luz branca e refletem outra parte. Na impressão em cores, as primárias subtrativas usuais são ciano, magenta e amarelo (CMY), sendo a mistura de todas elas um tom escuro próximo ao preto (BERNS, 2019; SHARMA, 2017).

No caso de impressoras jato de tinta cerâmicas, utiliza-se a síntese subtrativa em equipamentos contendo até 13 cores. Todavia, as *inkjets* são configuradas por padrão para imprimirem no máximo quatro sobreposições por tom (TZENG; BERNS, 2000) e, além desse detalhe, o espaço de cores dos pigmentos cerâmicos é bem reduzido e restrito, o que significa ter que usar cores especiais em substituição ao CMYK padrão (Figura 8).

Figura 8. Cores especiais utilizadas em inkjet cerâmica produzem claramente tons e intensidade de saturação diferentes, quando comparadas às cores primárias ordinárias usadas em *inkjet* voltadas às artes gráficas



Fonte: Lot et al., (2016)

2.4. MODELOS DE IMPRESSORA

Os modelos de impressora são algoritmos com a finalidade de simular o funcionamento de um dispositivo de impressão. A caracterização de impressora é constituída de duas etapas: calibração e separação de cores. Com isso é possível determinar uma relação entre a entrada e a saída do processo (BALASUBRAMANIAN, 1999). A calibração da impressora está relacionada a um modelo direto de predição de cores, configurado para prever as cores impressas a partir de parâmetros operacionais conhecidos (WYBLE; BERNS, 2000). A separação de cores é o processo inverso, cujo objetivo visa inverter um valor Lab para CMYK utilizando-se por exemplo algum algoritmo de otimização, a partir do qual é possível calcular uma combinação ideal de tintas para a impressão de uma cor desejada (GUO; XU; LUO, 2010a).

Devido a necessidade de interconexão e transformação de cores entre dispositivos, como câmeras, escâneres e impressoras, é fundamental a definição de um modelo que relacione o espaço de cores de um dispositivo (por exemplo: RGB, CMYK) ao outro espaço de cores independente de dispositivo (Yxz ou CIELAB) como é ilustrado na Figura 9. Existem muitos métodos para conversão entre espaços de cores, sendo que para dispositivos de impressão existem genericamente três categorias (GREEN; MACDONALD, 2002):

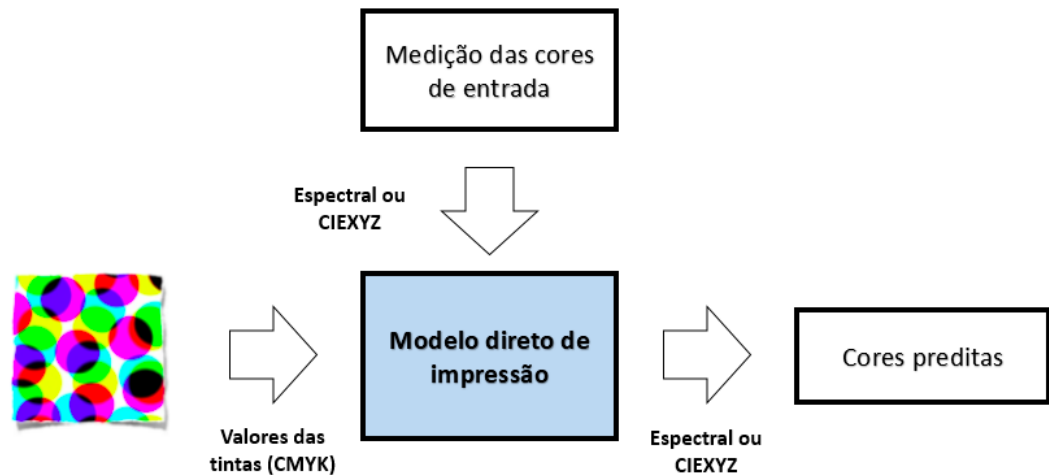
- **Modelos físicos:** possuem a capacidade de descrever as propriedades físicas do dispositivo de saída como a refletância, a absorbância do corante e a do substrato. São requeridas poucas medições para predição de uma cor.
- **Modelos numéricos:** são delineados para correlacionar por meio de um conjunto de equações simultâneas os espaços de cores. Utilizam por exemplo a regressão polinomial a fim de derivar os coeficientes das equações.
- **Tabelas de consulta tridimensionais (LUTs):** é uma metodologia que utiliza um espaço de cores dividido em pequenas células. Cada célula possui um valor determinado e as diferenças entre as cores de origem e destino são encontradas empiricamente para todos os valores da tabela. Para localizar um ponto específico diferente das células, mas contido na gama, utiliza-se a interpolação (BELTRAMI; COSTA, 2013; GREEN; MACDONALD, 2002).

No trabalho de Hersch (2015), o pesquisador apresenta os modelos físicos clássicos mais voltados para impressão em *Halftone*: modelos superficiais, fisicamente inspirados e modelos de espalhamento de tintas (HERSCH; HÉBERT, 2015).

Os **modelos de superfície** consistem de fórmulas empíricas que criam uma relação entre as áreas de coberturas do corante e a luz refletida. Não dependem de uma análise detalhada da propagação e atenuação da luz na impressão (HERSCH; HÉBERT, 2015).

Os **modelos de reflexão de meio-tom inspirados fisicamente**, fornecem uma análise mais detalhada da interação entre a luz e a impressão. Os caminhos percorridos pela luz e sua atenuação resultante, são analisados e descritos por equações matemáticas (HERSH, 2015).

Figura 9. Modelo direto de caracterização de impressora



Fonte: desenvolvido pelo autor, (2023), baseado em Deshpande (2015)

Os **modelos de espalhamento de tinta** visam caracterizar a área superficial efetiva de um corante ou de um ponto de tinta, após a impressão em uma dada cobertura nominal de área desejada (valor de controle digital). O ganho de ponto é definido como a diferença entre a cobertura da área efetiva (real) e a cobertura de superfície nominal (valor digital). Caso a cobertura efetiva da superfície seja obtida utilizando-se um modelo de predição que leva em conta o ganho óptico do ponto, o modelo de espalhamento contabiliza o quanto a tinta se espalha e, aparentemente, escurece ao ser impressa. Os dois principais modelos de espalhamento são: método de espalhamento de canal de tinta individual e método de espalhamento de tinta dependente de sobreposição (HERSCH; HÉBERT, 2015).

2.4.1. Modelos de Superfície

Os primeiros modelos superficiais de cor, como o modelo de Neugebauer, são baseados na mistura linear de cores. Neles, assume-se que a luz refletida por uma determinada área de meio-tom é a soma da luz refletida pelos corantes individualmente, ponderando-se suas respectivas áreas de coberturas.

2.4.1.1. Modelo de Neugebauer

Neugebauer (1937), propôs um modelo de mistura de cores (Equação 37) para reprodução de meio-tom (YULE, 1967). Ele descobriu que para o sistema de 3 cores, existem oito cores dominantes que formam a impressão em meio-tom conhecidas como as Primárias de Neugebauer. Sendo elas o branco, o ciano, o magenta, o amarelo, o vermelho, o verde, o azul e o preto. Correspondem aos pigmentos puros, bem como a duas ou três sobreimpressões dos pigmentos (C, M, Y) sobre um substrato branco (W),

$$R = A_w R_w + A_c R_c + A_m R_m + A_y R_y + A_r R_r + A_g R_g + A_b R_b + A_k R_k \quad (37)$$

onde A é a área relativa, coberta pelo primária indicada, R é a refletância da tinta sólida e os sufixos w, c, m, y, r, g, b e k designam o branco do substrato, das cores primárias (ciano, magenta, amarelo), das cores secundárias (vermelho, verde, azul) e das sobreimpressões de três cores, respectivamente. O modelo de Neugebauer descreve a mistura de cores ao prever a reflectância resultante para qualquer conjunto de primárias, como também para os valores tristímulo XYZ. Neugebauer, para determinar a área relativa de cada uma das oito cores componentes usou o modelo de Demichel. De acordo com as equações de Demichel (HERSCH; CRETE, 2005; YULE, 1967), essas áreas são obtidas a partir das áreas de pontos de ciano, magenta e amarelo (Equação 38):

$$\begin{aligned} A_w &= (1 - a_c)(1 - a_m) \\ A_c &= a_c(1 - a_m) \\ A_m &= a_m(1 - a_c) \\ A_y &= a_y(1 - a_c)(1 - a_m) \\ A_r &= a_m a_y(1 - a_c) \\ A_g &= a_c a_y(1 - a_m) \\ A_b &= a_c a_m(1 - a_y) \\ A_k &= a_c a_m a_y \end{aligned} \quad (38)$$

2.4.1.2. Modelo de Neugebauer com extensão espectral

Se dados de reflectância espectral são utilizados, a equação de Neugebauer torna-se (VIGGIANO, 1990):

$$\dot{R}(\lambda) = \sum_{i=1}^k w_i R_i(\lambda), \quad (39)$$

onde $\hat{R}(\lambda)$ é a reflectância espectral predita em função do comprimento de onda para uma determinada cor impressa, $R_i(\lambda)$ é a distribuição espectral da i -ésima primária impressa e w_i é a fração ponderada da i -ésima primária impressa e k são as primárias de Neugebauer.

2.4.1.3. Modelo Murray-Davis

O modelo Murray-Davis é um caso especial do modelo Neugebauer, onde apenas dois corantes diferentes estão presentes: uma tinta e o branco do substrato (equação 40):

$$\hat{R}(\lambda)_{tinta} = aR_{tinta}(\lambda) + (1 - a)R_{substrato}(\lambda) \quad (40)$$

onde a é a área ponderada, R_{tinta} a reflectância espectral da tinta e $R_{substrato}$ do substrato branco. A inversão da equação 40 é utilizada amplamente no processo de linearização a fim de determinar o ganho de ponto (DESHPANDE, 2015).

2.4.1.4. Modelo Espectral de Neugebauer modificado por Yule-Nielsen

No processo de impressão em meio-tom, a medição da área de pontos é afetada pela dispersão de luz interna no substrato, resultando em ganho de ponto óptico (o que produz um escurecimento do tom). O modelo de Neugebauer falha em representar esse ganho de ponto óptico. Yule e Nielsen (1951) modificaram a equação de Murray-Davis e mais tarde Yule e Colt (1951) a estenderam para as equações de Neugebauer. Com isso pode-se levar em consideração essa anomalia nas equações (YULE, 1967; YULE; COLT, 1951; YULE; NIELSEN, 1951). Eles consideraram o efeito da penetração e difusão da luz no substrato e, para contabilizar as múltiplas reflexões internas da luz no substrato e na tinta, utilizaram uma expressão de lei de potência. Em 1990, Viggiano aplicou a relação de Yule-Nielsen às equações espectrais de Neugebauer, obtendo o seguinte modelo que no caso de quadricromia torna-se (Equação 41) (VIGGIANO, 1990):

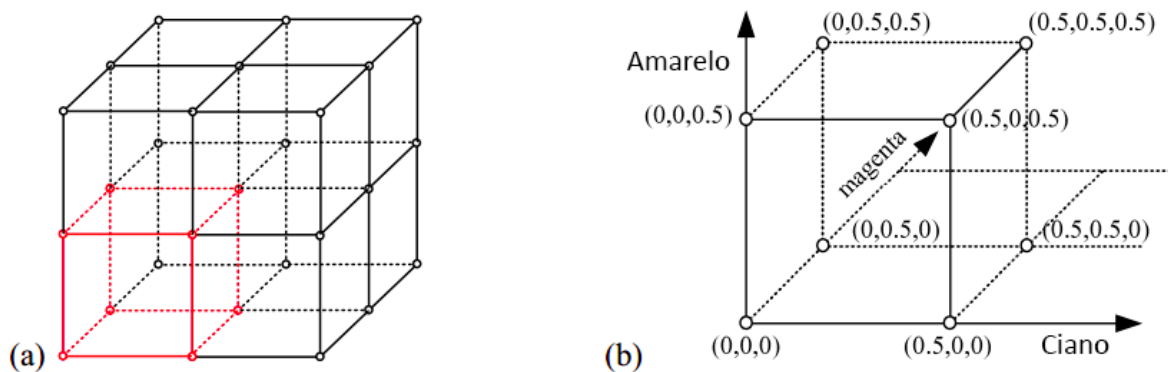
$$\hat{R}(\lambda)_{CMYK} = \left[\sum_{i=1}^k w_i R_i(\lambda)^{1/n} \right]^n \quad (41)$$

onde n é o fator de Yule-Nielsen, as outras variáveis são idênticas à Equação 39.

2.4.1.5. Modelo Celular de Neugebauer

A fim de fornecer maior precisão de predição, Heuberger et al. (1992), propuseram uma nova abordagem do modelo de Neugebauer, dividindo-o em subdomínios. Tais subdomínios foram criados dividindo o cubo de superfícies CMY em 8 subcubos (subdomínios), formados por percentuais de 0%, 50% e 100% relacionados à cobertura das tintas ciano, magenta e amarela (Figura 10) (HEUBERGER; JING; PERSIEV, 1992). Tal subdivisão aumenta de 8 para 27 o número de reflectâncias das primárias (CMY). No caso de 4 tintas (CMYK), a mesma estratégia de subdivisão pode ser aplicada em 4 dimensões.

Figura 10. Ilustração do modelo celular de Neugebauer. As subdivisões do cubo de cores são representadas pela ilustração 'a'. Cada ponto da subdivisão aumenta a precisão do modelo, ilustração 'b'



Fonte: Hersch; Hérbert, (2015)

Os outros modelos citados acima como os fisicamente inspirados, possuem também grande relevância, todavia não serão usados nesta tese.

2.4.2. Modelo numérico ou regressivo

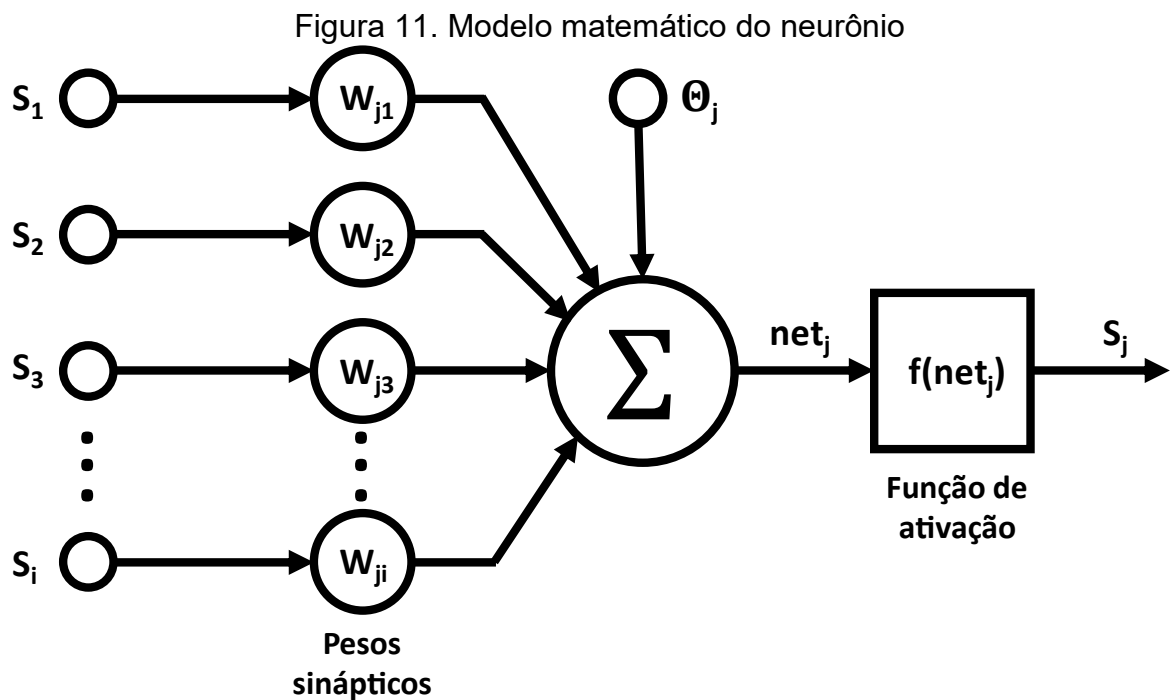
2.4.2.1. Rede Neural Artificial

Uma rede neural artificial (RNA) é um sistema adaptativo contido no conjunto de técnicas de IA, que aprende usando neurônios interconectados numa estrutura

em camadas inspiradas no cérebro humano. As RNAs são úteis para resolver problemas complexos quando é difícil entender as relações entre as variáveis. Podem aprender com os dados e serem treinadas para reconhecer padrões, classificar dados e prever eventos futuros. Elas também são aptas a generalizar as informações que aprendem, bem como, modelar qualquer função arbitrária (CHOW; CHO, 2007; ETHEM, 2015; HAGAN, 2014; HAYKIN, 1999).

A unidade básica de processamento de uma rede neural é o neurônio. A partir do modelo simplificado do neurônio biológico, foram desenvolvidos modelos para o neurônio artificial, Figura 11. Sua operação pode ser resumida como (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2007; HAYKIN, 1999):

- Os sinais de entrada introduzidos como S_i ;
- Cada entrada é multiplicada por um peso W_{ji} , que proporciona uma excitação ou inibição na saída do neurônio;
- A soma ponderada dos sinais produz um nível de atividade;
- Se tal nível ultrapassar um limite (bias), ocorre uma saída S_j ;
- O bias Θ_j proporciona o aumento ou diminuição da entrada líquida da função de ativação.



Fonte: elaborado pelo autor, (2023), baseado em Haykin (1999)

O funcionamento matemático do neurônio é descrito através das Equações 42 e 43:

$$net_j = \sum_{i=1}^k S_i \cdot w_{ji} + \theta_j \quad (42)$$

$$S_j = f(net_j) \quad (43)$$

onde:

- i é o índice das entradas do neurônio;
- S_i os sinais de entrada do neurônio;
- w_{ji} os pesos sinápticos do neurônio j ;
- θ_j é o bias aplicado ao neurônio j ;
- net_j é a saída do combinador linear somado ao bias do neurônio j ;
- $f(net_j)$ a função de ativação do neurônio j , para limitar a saída do neurônio a uma faixa de amplitude permitida do sinal de saída;
- S_j o sinal de saída do neurônio.

Existem quatro tipos de função de ativação utilizados em RNAs: função de limiar; linear por partes, sigmóide e tangente hiperbólica (CHOW; CHO, 2007; HAYKIN, 1999). A função de ativação tangente sigmóide, Equação 44, é muito utilizada por ser contínua, monotônica, não linear e facilmente diferenciável.

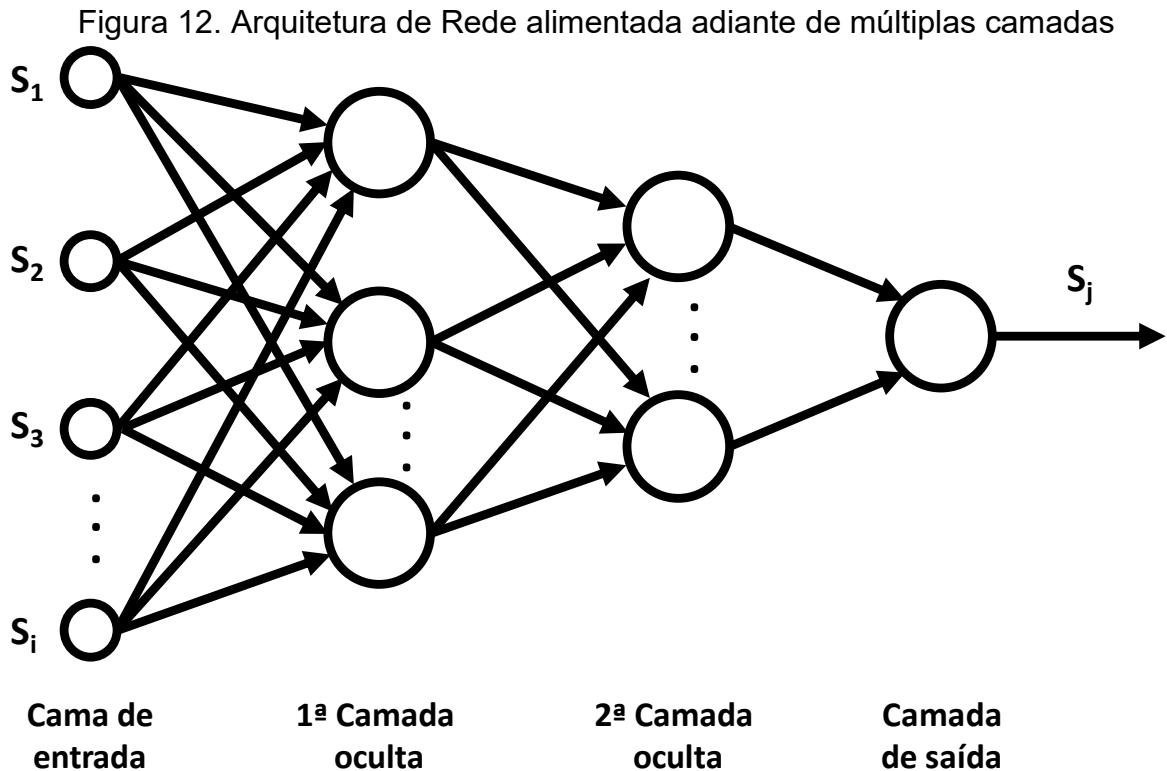
$$f(net_j) = \frac{2}{\{1 + \exp(-\alpha net_j)\}} - 1 \quad (44)$$

onde α é o parâmetro de inclinação da função, quanto maior o valor de α , mais inclinada se torna a curva.

Para Haykin (2001), uma rede neural possui dois aspectos básicos: o conhecimento é adquirido por intermédio do processo de aprendizagem; pesos sinápticos são utilizados para armazenamento do conhecimento adquirido.

De acordo com a topologia, diferentes variáveis devem ser definidas para implementar uma RNA. Os dados mais importantes a serem considerados ao criar um algoritmo de rede neural é o número de nós nas camadas de entrada, número de

camadas ocultas (com seus respectivos neurônios), bem como o número neurônios de saída. Em geral, existem três classes de arquiteturas de rede: redes alimentadas adiante com camada única, redes alimentadas diretamente com múltiplas camadas (Figura 12) e redes recorrentes (CHOW; CHO, 2007; HAGAN, 2014).



Fonte: elaborado pelo autor, (2023), baseado em Haykin (1999)

Os modelos de redes neurais necessitam de regras de treinamento, onde os pesos das conexões sinápticas são ajustados de acordo com padrões apresentados, isto é, dados reais conhecidos. Existem duas metodologias de aprendizagem: supervisionado e não-supervisionado. No primeiro utiliza-se exemplos de entrada-saída para o ajuste dos pesos sinápticos. No segundo não há exemplos da função a ser aprendida pela rede. Este aprendizado utiliza os neurônios como classificadores, e as entradas como elementos a serem classificados, por meio de um processo de competição e cooperação, denominado mapa auto organizável (CHOW; CHO, 2007; HAYKIN, 1999).

Dentre os diversos tipos de redes neurais existentes, o modelo Multilayer Perceptron (MPL) é muito utilizado devido sua facilidade de implementação e por ser

um aproximador universal. O cálculo de saída de uma MPL utiliza mais parâmetros conforme pode ser visto através da Equação 45:

$$S_j = g' \left(\sum_l^P w'_{lk} \cdot f(net_l) + \theta' \right) \quad (45)$$

onde k o número de nós de saída calculados, θ' o bias, w'_{lk} pesos de conexão, P o número de nós escondidos e g' que é uma função de ativação linear (CHOW; CHO, 2007).

Nesta arquitetura utiliza-se comumente um método de aprendizado supervisionado conhecido como Back Propagation. O método possui duas fases: na primeira as entradas se propagam da camada de entrada até a saída, gerando uma saída em resposta ao padrão dos dados; na segunda os erros são retropropagados da camada de saída até a camada de entrada, permitindo a atualização dos pesos entre as camadas ocultas. O desempenho da rede é medido após a conclusão de cada época e é determinado por uma função de erro. Duas funções de erro comuns são usadas, ambas baseadas na diferença entre a previsão da rede e os valores esperados para todo o conjunto de dados. A primeira função de erro é a raiz quadrada média (RMS) do erro de previsão, Equação 46. A segunda função de erro é conhecida como a raiz relativa ao quadrado (RRS) (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2007; CHOW; CHO, 2007).

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - t_i)^2}{N}} \quad (46)$$

onde y é a saída predita pela rede, t os valores da saída medidos experimentalmente e N o número de valores do conjunto de dados.

Nos últimos 30 anos a comunidade acadêmica vem demonstrando diversas formas de uso das ANNs e suas variantes em diversos campos da ciência de cores. Kang et al. (1992) aplicaram uma rede neural de correlação em cascata para caracterizar a intensidade de CMYK e a saída no espaço CIELAB. Posteriormente, a precisão colorimétrica foi melhorada pelo uso de *perceptrons* multicamadas (ABE; MARCU, 1995; LITTLEWOOD; DRAKOPOULOS; SUBBARAYAN, 2002; MARCU;

IWATA, 1993). Tominaga (1998) desenvolveu um codificador-decodificador para o mapeamento bidirecional dentro de uma única rede (TOMINAGA, 1998a). Littlewood et al. (2002) desenvolveram um modelo de previsão de cores e a formulação um problema de otimização de Pareto, utilizando conjuntamente ANNs para aumentar a precisão colorimétrica das tintas. Congjun et. al., (2008) publicaram um estudo sobre a conversão de espaços de cores entre CMYK e Lab utilizando uma Generalized Regression Neural Network. Em 2011 Andrade et al., desenvolveram um sistema de processamento de imagens infra vermelho, juntamente com uma rede neural artificial, para detecção de peças cerâmicas defeituosas. Hajipour (2018) utilizou uma rede neural competitiva para prever a melhor configuração interna da rede e desta forma melhorar a separação de cores utilizadas na indústria têxtil. Shi et. al., (2018) desenvolveram um método de reprodução multiespectral de pinturas em 3D, baseado em aprendizado profundo. Chen e Urban (2021) apresentaram modelos de aprendizado profundo puro e celular linearizado de Neugebauer, para caracterização óptica de impressoras 3D. Lu et. al., (2021) apresentaram um novo método para gerar uma separação de cores de revestimentos cerâmicos, contendo um mecanismo halftone e marca d'água invisível, utilizando uma estrutura de aprendizado profundo modificada (U-Net) (CHEN; URBAN, 2021; CONGJUN; JING, 2008; SHI et al., 2018; TOMINAGA, 1998b).

2.5. QUANTIZAÇÃO DE IMAGENS COLORIDAS

2.5.1. Imagem digital

A geração de imagem é o objetivo final da maioria das aplicações de computação gráfica. A manipulação e representação de imagens digitais necessitam de algum modelo matemático para ser realizada. Uma imagem digital é uma função definida em uma superfície bidimensional a partir de um espaço de cor. Isto é, uma aplicação que associa cada ponto do plano a uma informação de cor, Equação 47 (BURGER; BURGE, 2022; GOMES; VELHO, 1997):

$$f : U \subset \mathbb{R}^2 \Leftrightarrow C^n \quad (47)$$

onde f é a função da imagem, o conjunto U o suporte geométrico, o subconjunto das cores denominado como gamute C . Em imagens coloridas temos um espaço de representação com $n = 3$ e para imagens monocromáticas $n = 1$.

Quando uma imagem é produzida, deve-se levar em consideração a representação espacial (U) e de cor (espaço de cor f). A representação espacial consiste na discretização de uma amostragem pontual uniforme, comumente denominada de pixel. Cada pixel pode ser representado por coordenadas inteiras no formato matricial A de ordem $m \times n$. Se a imagem for monocromática A é uma matriz real que representa o valor de luminância do pixel. O espaço de cor é representado por \mathbb{R}^3 , o número de bits utilizados nesta representação de cor é denominado de resolução de cor. Então, uma imagem digital é caracterizada por sua resolução espacial (número de pixels), do número de componentes de cor (dimensão do espaço de cor) e da resolução de cor (GOMES; VELHO, 1997).

2.5.2. Quantização de imagens

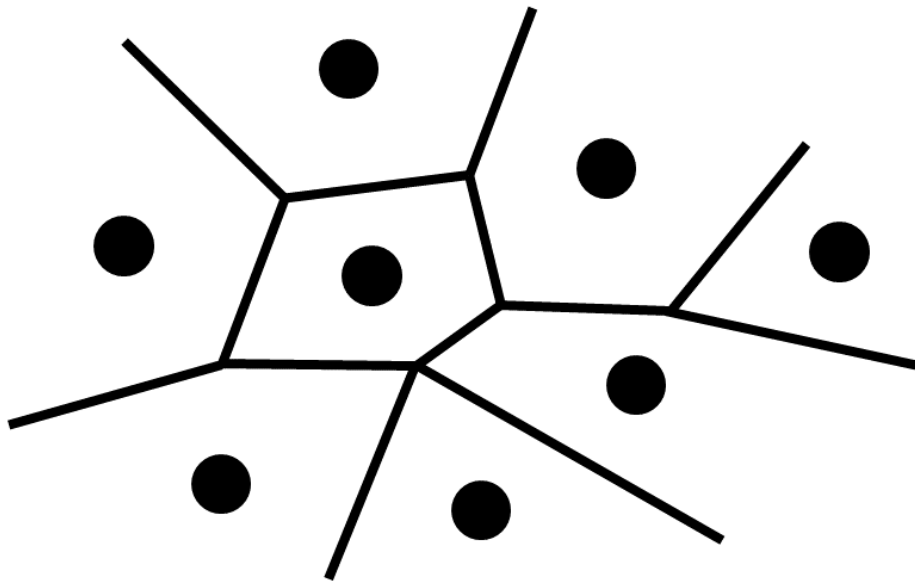
O problema de discretização do espaço de cor de uma imagem é denominado de quantização. Na discretização do espaço \mathbb{R}^3 utiliza-se aritmética de ponto flutuante de 32 ou 64 bits. Isto é, a redução da informação de cada pixel da imagem. De modo simples, quantizar é representar uma imagem que tem M cores por uma outra imagem que tenha N cores, onde $N < M$. Por exemplo, em uma transformação de uma imagem com 16 milhões de cores em apenas 256 cores, deve-se utilizar algum processo de como escolher as 256 melhores cores, bem como, seu mapeamento na imagem original. Um procedimento muito utilizado na exibição e compressão de imagens (GOMES; VELHO, 1997; LUKAC; PLATANIOTIS, 2007).

Uma função de quantização divide o de espaço de cor em subconjuntos assumindo um único valor. Considerando um mapa de quantização $q : C \rightarrow C'$, cada cor quantizada $c'_i \in C'$, corresponde a um subconjunto de cor $C_i \subset C$, onde todas as cores em C são mapeadas em c'_i (Equação 48).

$$C_i = q^{-1}(c'_i) = \{c \in C : q(c) = c'_i\} \quad (48)$$

Os conjuntos C_i formam uma partição do espaço de cor C , ou seja, uma célula de quantização. Valor de quantização ou nível de quantização é a quantidade de células de quantização. A Figura 13 apresenta um exemplo contendo células de cor de quantização no espaço bi-dimensional e seus níveis de quantização (GOMES; VELHO, 1997)

Figura 13. Células e níveis de quantização



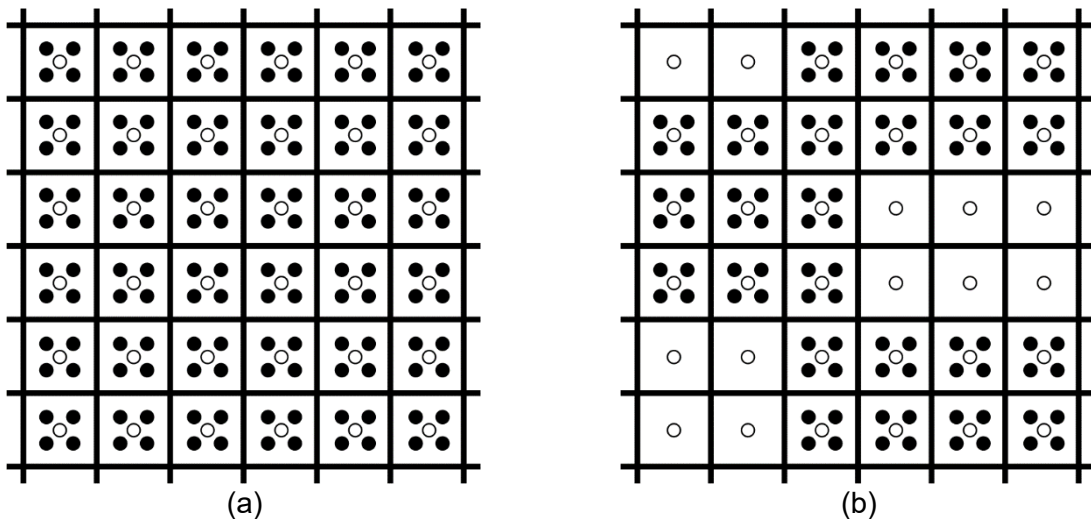
Fonte: elaborado pelo autor, (2023), baseado em Gomes; Velho, (1997)

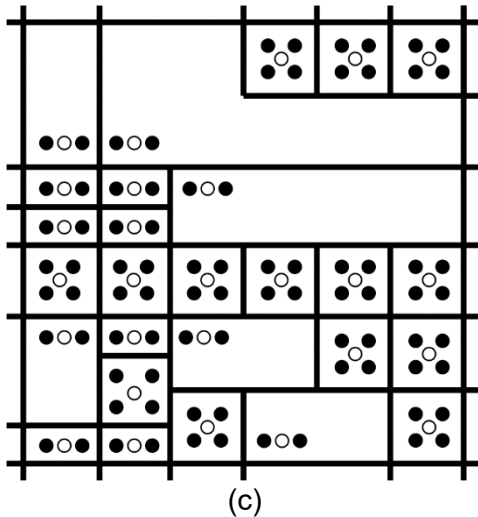
As células de quantização dependendo de sua geometria podem ser classificadas como uniforme ou não-uniforme. Quando a quantização do espaço de cor ocorre em apenas uma dimensão é denominado quantização uni-dimensional, todavia se ocorre em n dimensões, quantizando-se cada componente separadamente é denominada escalar. Quando a quantização considera todos os componentes em n dimensões ao mesmo tempo, temos a quantização vetorial (GOMES; VELHO, 1997; PRATT, 2014).

Na quantização uniforme mais simples, a divisão do espaço de cor consiste na seleção de células congruentes, cada qual com seu centroide e nível de quantização. Mesmo sendo o método mais fácil de quantização, os resultados em geral são ruins, pela falha em capturar a distribuição de cores, algumas células podem ficar vazias, e desta forma, nem sempre é o mais recomendado (GOMES; VELHO, 1997).

Na quantização não uniforme ou adaptativa o problema é achar um conjunto de cores que gera o menor erro de quantização entre a imagem original e a nova imagem. A geometria das células é escolhida de acordo com a distribuição de cores na imagem. Existem diversos métodos como: corte médio, mínima variância, k-means, mapa auto organizável (mapa de Kohonen), entre outros (BURGER; BURGE, 2022; GOMES; VELHO, 1997). Todavia, nem sempre são utilizados devido ao alto custo computacional. A Figura 14 apresenta um quadro de figuras representando formas de quantização. Os pontos escuros são as cores no gamute da imagem, os pontos em branco os níveis de quantização de cada célula. A Figura 14 'a' apresenta uma quantização uniforme contendo todas as cores no gamute da imagem, a Figura 14 'b' representa também uma quantização uniforme, porém com cores ausentes do gamute da imagem. Por fim, a Figura 14 'c' apresenta uma quantização adaptativa, onde existe regiões da imagem contendo maior concentração de cores do que em outras (GOMES; VELHO, 1997).

Figura 14. O quadro de figuras representa formas de quantização. Os pontos escuros são as cores no gamute da imagem, os pontos em branco os níveis de quantização de cada célula. A figura 'a' e 'b' apresentam uma quantização uniforme, a figura 'c' representa quantização adaptativa





Fonte: elaborado pelo autor, (2023), baseado em Gomes; Velho (1997)

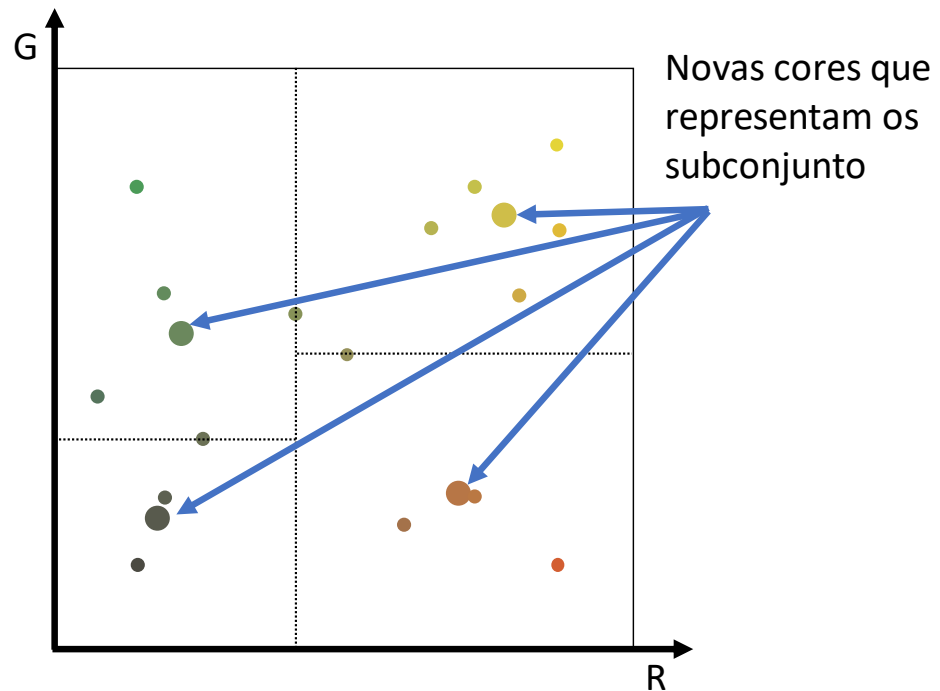
2.5.2.1. Divisão pela variância

O algoritmo de divisão pela variância é um método de subdivisão espacial, que divide o espaço de cor em células com a mesma variância (WAN; PRUSINKIEWICZ; WONG, 1990). O sistema visual humano não é capaz de determinar o valor absoluto de uma cor, mas sim sensível a variações de cores. Desta forma minimizando o erro de quantização, será preservada a variação de cores e a nova imagem quantizada será uma cópia muito aproximada da imagem original. A ideia básica é atribuir mais células a regiões com os maiores erros de quantização, Figura 14 'c'. Figura 15 representa uma divisão de 4 níveis no conjunto tal de cores.

Em resumo o método requer as seguintes etapas:

- a) Escolher um paralelepípedo com a maior variância ponderada e particioná-lo;
- b) Escolher o plano de partição;
- c) Calcular a variância ponderada;
- d) Repetir as 3 primeiras etapas até obter o número de células desejadas;
- e) Calcular os centróides para formação dos níveis de quantização;
- f) Mapear cada cor contida em determinada célula e seus níveis de quantização.

Figura 15. Algoritmo da divisão pela variância: quantização para 4 níveis



Fonte: elaborado pelo autor, (2023), baseado em Gomes; Velho, (1997)

2.5.2.2. Erro de quantização

Para uma quantização eficiente é necessário utilizar algum critério (Equação 49) para a medição do erro de quantização e distribuição de cores na imagem. A atribuição de q para o mapa de quantização e c para a cor que será quantizada, temos (GOMES; VELHO, 1997):

$$c = q(c) + e_q \quad (49)$$

onde e_q é o erro de quantização.

Tal distorção ocorre devido a substituição da cor c por seu valor de quantização $q(c)$. Existem várias formas de medir o erro, uma boa medida é dada pelo erro médio quadrático (MSE) que pode ser definido para um sinal X com saída reconstruída X' com N valores, como pode ser dado pela Equação 50 (GOMES; VELHO, 1997; KOK; TAM, 2019):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - X'_i)^2 \quad (50)$$

e normalmente a distorção é representada em dB pela relação sinal-ruído de pico (PSNR) que pode ser definida pela Equação 51

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{L^2}{MSE} \right) \quad (51)$$

onde L representa o valor máximo alcançado pela intensidade de um pixel. Quanto maior o valor de PSNR, mais parecidas as cores são. O conceito pode ser utilizado para a determinação da qualidade de uma imagem (KOK; TAM, 2019).

2.3.5. Qualidade de imagens

Como já abordado, imagens digitais são possíveis de serem descritas através de funções com domínio no plano e contradomínio num espaço de cores, desta forma a qualidade de imagens pode ser predita utilizando-se métricas de avaliação de distorções. As imagens estão sujeitas a degradações desde sua aquisição, processamento, compressão ou armazenamento (GOMES; VELHO, 1997; KOK; TAM, 2019).

Existem 3 grupos de algoritmos de avaliação da qualidade de uma imagem: índice de qualidade de imagem de referência (IQIR), índice de qualidade de imagem sem referência (IQISR) e índice de qualidade de imagem de referência reduzida. A subjetividade da percepção humana é o único método correto de avaliar a qualidade de uma imagem (KOK; TAM, 2019; WANG; SIMONCELLI; BOVIK, 2003). No entanto a comparação entre uma imagem processada (distorcida) e uma de referência (IQIR), pode destacar quantitativamente a qualidade visual entre ambas. Wang et al. (2003) desenvolveram um método de avaliação de qualidade de imagem, denominado SSIM (índice de similaridade estrutural). Seu propósito foi ter melhor desempenho as demais métricas, como a distância euclidiana, MSE e PSNR (WANG; SIMONCELLI; BOVIK, 2003). O índice SSIM tem a finalidade de mimetizar a avaliação feita pelo sistema visual humano e leva em consideração a estrutura dos

objetos na imagem, ou seja, os pixels que exibem fortes dependências. O resultado é uma métrica que depende de 3 funções: luminância (l), contraste (c) e estrutura (s). Desta forma, considerando duas imagens x e y temos o índice SSIM como:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (52)$$

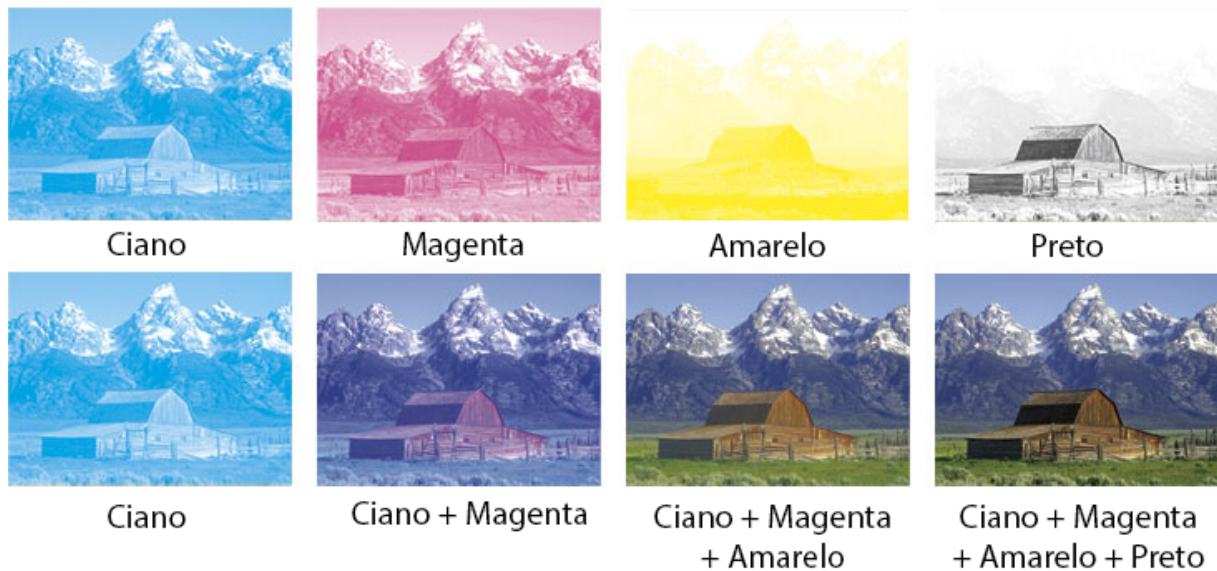
onde μ_x e μ_y são as intensidades médias das imagens x e y , C_1 uma constante de instabilidade, σ_{xy} o coeficiente de correlação entre x e y , C_2 uma constante. Existem uma série de passos intermediários de cálculos suprimidos nesta tese referentes a Equação 52, mas que podem ser visualizados integralmente no trabalho de (WANG; SIMONCELLI; BOVIK, 2003). Para finalizar este tópico é necessário ressaltar que quanto mais próximo de 1 resultar o índice SSIM, maior é a correlação entre duas imagens. O método SSIM é um dos melhores e mais utilizados na atualidade para medir a diferença entre duas imagens (KOK; TAM, 2019).

2.6. SEPARAÇÃO DE CORES

A separação de cores é o processo pelo qual uma imagem colorida original é decomposta em componentes individuais de cor única para impressão. A tarefa principal é determinar a quantidade de tinta em termos de área fracionária a ser entregue em uma mídia. Neste processo utiliza-se tintas primárias como por exemplo o ciano, o magenta, o amarelo e o preto (CMYK). A impressão em 4 cores é adequada para a maioria dos casos, Figura 16, no entanto, a gama produzida pelo CMYK é menor do que a produzida por dispositivos de exibição (monitores), o que ocasiona a incapacidade de impressão de muitas cores visualizadas em tela (BERNS, 2019; DESHPANDE, 2015). Para minimizar tal problema foram desenvolvidos métodos de impressão com n tintas como: os modelos de impressora espectral baseados nas restrições usando critérios de minimização de metamerismo e aumento da constância da cor (CHEN et al., 2003; L. A. TAPLIN, 2001; STEPHEN VIGGIANO; HOAGLAND, 1998; STOLLNITZ; OSTROMOUKHOV; SALESIN, 1998; TZENG; BERNS, 2000). Modelos que descrevem fenômenos físicos de espalhamento de luz e de tinta em um único modelo (HERSCH; CRETE, 2005; HERSCH; HÉBERT, 2015). Método de separação de cores especificando as

coberturas de área relativa das primárias Neugebauer da impressora em vez de usar o espaço de coloração (MOROVIČ; MOROVIČ; ARNABAT, 2010).

Figura 16. Separação de cores, as imagens da primeira linha são correspondentes as cores primárias, a imagens da segunda linha correspondem a sobreposição de tintas



Fonte: elaborado pelo autor, (2023), baseado em Renform CC, (2022)

Com o aumento do número de tintas, a gama de cores de um dispositivo de impressão pode ser expandida (ROSSIER; HERSCH, 2012). O uso de tintas adicionais também a possibilidade de correspondência isométrica. Embora o ato de adicionar tintas ao conjunto tradicional de tintas CMYK, represente um aumento na complexidade e crie um desafio na geração de separações adequadas para renderização imagens coloridas (DESHPANDE, 2015; L. A. TAPLIN, 2001; MAHY; DE BAER, 1997; TZENG; BERNIS, 2000).

No processo de decoração digital cerâmica, uma impressora jato de tinta pode utilizar cabeças de impressão com mais de 4 canais de tintas, havendo casos de até 12 tintas (DURST, 2022; EFI, 2022; KERAJET, 2022). No entanto, para evitar problemas como borrados ou escorrimento de tintas, imprime-se com no máximo 4 tintas por cor. Desta forma, algum método de subdivisão e procura de conjuntos de cores precisa ser utilizado. Existem diversos métodos para executar tais tarefas, como o de enumeração de Tzeng (1999), diagrama de julgamento de Wang (2012) e simulação de Liu (2014). De todos os métodos citados, a enumeração possui maior

precisão, necessita de maior número de amostras e é a mais lenta (BINYU WANG; HAISONG XU; M. RONNIER LUO, 2012; LIU; WAN; XIE, 2014; TZENG; BERNIS, 2000).

A separação de cores visa a obtenção de valores CMYK através da inversão um modelo de predição, a partir do qual é possível calcular uma combinação ideal de tintas para a impressão de uma cor desejada. Segundo Deshpande (2015), ao contrário da caracterização direta dos dispositivos de impressão, a caracterização inversa não é trivial devido à relação não linear entre os valores dependentes e independentes de dispositivo. As duas formas mais utilizadas são: a inversão de modelo físico usando um método de otimização restrita ou uma inversão baseada em uma tabela de consulta usando um método empírico (DESHPANDE, 2015).

2.6.1. Otimização

A otimização matemática ou programação matemática é a seleção de um melhor elemento, com relação a algum critério, de algum conjunto de alternativas disponíveis. Na abordagem mais geral, um problema de otimização consiste em maximizar ou minimizar uma função real escolhendo sistematicamente valores de entrada de um conjunto permitido e computando o valor desta função. A otimização é dividida em dois subcampos: otimização discreta e otimização contínua. Em um problema com variáveis contínuas o valor ótimo de uma função contínua deve ser encontrado. A otimização contínua pode incluir problemas restritos e problemas multimodais (DU; PARDALOS; WU, 2008; LOPES; RODRIGUES, 2009).

O processo de otimização é iterativo, tem início com uma estimativa de valores aproximados de um valor-alvo predefinido e, sequencialmente, as estimativas são aprimoradas até que a solução ideal seja alcançada (NOCEDAL; WRIGHT, 2006). Muitos algoritmos de otimização buscam uma solução local onde existe um ponto viável melhor do que em sua vizinhança (mínimo local). O melhor de todos os mínimos locais é conhecido como solução global, geralmente difícil de localizar. Com o intuito de melhorar a inversão de cores, muitos métodos foram propostos: o método de Newton-Raphson (TZENG; BERNIS, 2000), a minimização não linear com restrições (L. A. TAPLIN, 2001), a otimização multiobjetivo com frente de Pareto (LITTLEWOOD; DRAKOPOULOS; SUBBARAYAN, 2002), a iteração de regressão linear (URBAN; GRIGAT, 2006), o algoritmo de procura de célula (GUO;

XU; LUO, 2010b), o método de otimização para redução de número de submodelos (LIU et al., 2013), a separação de N cores para reprodução de cores especiais (DESHPANDE, 2015), o método de melhoramento de tons claros (LIU et al., 2019), entre outros.

2.6.1.1. Otimização com restrições

Uma abordagem comum na otimização restrita é a minimização de uma função-objetivo (função de variáveis reais) a um valor real, com restrições aos valores das variáveis, ou seja, deseja-se resolver o seguinte problema, descrito na Equação 53:

$$\begin{aligned} \text{Minimizar } & f(x) \\ \text{Sujeita a } & h(x) = 0, \quad i \in \alpha \\ & g(x) \geq 0, \quad i \in \tau \end{aligned} \tag{53}$$

onde:

- $x \in \mathbb{R}^n$,
- $f, h : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ funções suaves,
- α e τ conjuntos de índices das restrições de igualdade e desigualdade.

Em problemas irrestritos, soluções globais são difíceis de se encontrar, no entanto em problemas restritos, o conjunto viável pode excluir minimizadores locais e ser mais fácil encontrar minimizadores globais.

No caso da reprodução de cores uma abordagem comum é definir e minimizar uma função objetivo, como o erro espectral médio quadrático (MSE) entre as cores preditas e as cores desejadas, Equação 54. Todavia, também é comum utilizar o ΔE_{ab}^* , ΔE_{94}^* ou ΔE_{00}^* (DESHPANDE, 2015; L. A. TAPLIN, 2001; TZENG; BERNS, 2000).

$$f_{opt} = \arg \min_f \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \|R_\lambda(c) - r_\lambda\|^2 \tag{54}$$

onde c é a combinação de tintas no espaço da impressora (CMYK), $R_\lambda(c)$ é a estimativa de reflectância espectral calculada pelo modelo de predição, r_λ as cores desejadas e T o conjunto de amostras.

Segundo o Matlab (2022), se a função objetivo e todas as restrições forem funções lineares de x , tem-se problema de programação linear (PL). Se as restrições forem lineares e a função objetivo for quadrática, denomina-se de problema de programação quadrática (QP). Se a função objetivo e as restrições forem não lineares, tem-se um problema de programação não linear (NP). Comparados aos problemas LP e QP, os problemas NP são mais complexos. Na programação não linear o ponto ótimo se encontra no contorno ou no interior do domínio da região de soluções viáveis. Determinar a direção da busca de uma só vez geralmente requer um processo iterativo (MATHWORKS, 2022).

2.6.1.2. Métodos de pontos interiores

Os métodos de pontos interiores (IP) são usados para resolver todos os tipos de problemas, lineares, não lineares, convexos ou não convexos. Em 1955 Frisch desenvolveu o primeiro método IP conhecido denominado de barreira logarítmica, mais tarde Fiacco e McCormick ampliaram o estudo (FRISCH, 1955). Tais métodos surgiram para resolver problemas de programação linear (PL) e serem superiores aos métodos simplex (FIACCO; MCCORMICK, 1964). Karmarkar (1984) utilizou a ideia básica dos pontos interiores para desenvolver "um novo método de tempo polinomial para programação linear" (KARMARKAR, 1984, 1990). Este método se mostrou superior em desempenho prático aos demais algoritmos, como o método do elipsóide e incentivou pesquisas mais intensivas na área. Com isso, uma nova categoria foi criada e denominada de métodos 'primal-dual'. Na atualidade, os tipos mais poderosos de códigos primal-dual são utilizados para uma ampla gama de aplicações em otimização combinatória, controle e engenharia (CANTANE; CONTHARTEZE; OLIVEIRA, 2012; LOPES; RODRIGUES, 2009).

2.6.1.3. Método de ponto interior primal-dual

O problema de otimização não linear restrita deve ser considerado como descrito na Equação 55:

$$\begin{aligned} \text{Minimizar } & f(x) \\ \text{Sujeita a } & h(x) = 0 \\ & x \geq 0 \end{aligned} \quad (55)$$

Assume-se que a função $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ é convexa e duas vezes diferenciável e contínua. As restrições lineares representadas pela função $h(x)$ são representadas como:

$$h(x) = Ax - b \quad (56)$$

onde A uma matriz, $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $m < n$, e de posto completo e $b \in \mathbb{R}^m$.

Seja uma função Lagrangiana associada ao problema, Equação 55. Temos a seguinte definição:

$$\mathcal{L}(w) = f(x) + y^t h(x) - z^t x \quad (57)$$

onde $w = (x, y, z)^t$, $y \in \mathbb{R}^m$ e $z \in \mathbb{R}^n$ são os vetores multiplicadores de Lagrange referentes às restrições de igualdade e desigualdade.

As condições de otimalidade (KKT) do problema são dadas como:

$$\begin{aligned} F(w) = \begin{pmatrix} \nabla_x \mathcal{L}(x, y, z) \\ h(x) \\ XZe \end{pmatrix} = 0 \\ x \geq 0, z \geq 0 \end{aligned} \quad (58)$$

onde

$$\begin{aligned} \nabla_x \mathcal{L}(x, y, z) &= \nabla f(x) + \nabla h(x)^t y - z = \nabla f(x) + A^t y - z \\ X &= \text{diag}(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ Z &= \text{diag}(z_1, z_2, \dots, z_n) \\ E &= (1, 1, \dots, 1)^t \in \mathbb{R}^n, \end{aligned}$$

Aqui, $\nabla_x \mathcal{L}(x, y, z)$ é o gradiente de $\mathcal{L}(x, y, z)$ em relação a variável x e $\nabla f(x)$ e $\nabla h(x)$ são os gradientes de f e h . X e Z são matrizes diagonais com elementos (x_i) e (z_i) . Tais elementos representam as condições primal, dual e de complementariedade.

Para a resolução da Equação 55, isto é o problema otimização não linear restrito, através do método de pontos interiores primal-dual, utiliza-se costumeiramente o método de Newton às condições perturbadas de KKT (barreira) dada como:

$$F_{\mu}(w) = \begin{pmatrix} \nabla_x \mathcal{L}(x, y, z) \\ h(x) \\ XZe - \mu e \end{pmatrix} = 0 \quad (59)$$

$$x \geq 0, z \geq 0$$

sendo $\mu > 0$ é o parâmetro de barreira e $x > 0$ representa $x_i > 0$ para todo i .

As condições representas pela Equação 59 são chamadas de condições de KKT de barreiras e um ponto de $w(\mu) = (x(\mu), y(\mu), z(\mu))$ que satisfaz tais condições é conhecido como ponto KKT de barreira.

Para determinar um ponto KKT de barreira aproximado para $\mu > 0$, é possível a utilização do método perturbado de Newton. A direção deste método é $\Delta w = (\Delta x, \Delta y, \Delta z)^t$ definida pela solução de um sistema de equações lineares:

$$F'_{\mu}(w) = -F_{\mu}(w) \quad (60)$$

onde

$$F'_{\mu}(w) = \begin{pmatrix} \nabla_x^2 \mathcal{L}(w) & \nabla h(x)^t & -I \\ \nabla h(x) & 0 & 0 \\ Z & 0 & X \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} H & A^t & -I \\ A & 0 & 0 \\ Z & 0 & X \end{pmatrix} \quad (61)$$

sendo $\nabla_x^2 \mathcal{L}(w)$ a matriz Hessiana da função de Lagrange $\mathcal{L}(w)$, no caso a particular tem-se que $\nabla_x^2 \mathcal{L}(w) = \nabla^2 f(x)$ sendo $\nabla^2 f(x)$ a matriz Hessiana de $f(x)$. Desta forma, $\nabla^2 f(x) = H$, sendo H uma matriz diagonal devido ao fato de f ser uma função de custo separável.

A partir de tais definições a Equação 61, toma a seguinte forma:

$$\begin{pmatrix} H & A^t & -I \\ A & 0 & 0 \\ Z & 0 & X \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \end{pmatrix} = - \begin{pmatrix} \nabla_x \mathcal{L}(x, y, z) \\ Ax - b \\ XZe - \mu e \end{pmatrix} \quad (62)$$

As folgas são dadas como:

$$\xi_c = \nabla_x \mathcal{L}(x, y, z) \quad (63)$$

$$\xi_b = Ax - b$$

$$\xi_\mu = XZe - \mu e$$

A solução do sistema de Equações 62 é dado por:

$$\{A[H + X^{-1}Z]^{-1} A^t\} \Delta y = -A[H + X^{-1}Z]^{-1} (\xi_c + X^{-1}\xi_\mu) + \xi_b \quad (65a)$$

$$\Delta x = -[H + X^{-1}Z]^{-1} (A^t \Delta y + \xi_c + X^{-1}\xi_\mu) \quad (65c)$$

$$\Delta z = -X^{-1} (\xi_\mu + Z\Delta x) \quad (65c)$$

A estrutura da Equação 65 é denominada sistema normal. Seja $\Delta w_k = (\Delta x_k, \Delta y_k, \Delta z_k)^t$ a solução do sistema de Equações 65, e cada nova iteração é calculada como:

$$w_{k+1} = w_k + \alpha_k \Delta w_k \quad (66)$$

onde α_k é o tamanho do passo determinado por um procedimento de busca de linha. O passo máximo α_{kmax} é determinado no ponto $w_k = (x_k, y_k, z_k)$, permitido na fronteira da região factível e calculado como:

$$\alpha_{kmax} = \min \left\{ \begin{array}{l} \min_i \{ -(x_k)_i / (\Delta x_k)_i / (\Delta x_k)_i < 0 \}, \\ \min_i \{ -(z_k)_i / (\Delta z_k)_i / (\Delta z_k)_i < 0 \} \end{array} \right\} \quad (67)$$

A robustez no algoritmo primal-dual é conseguida através de um passo na iteração dado por:

$$\alpha_k = \alpha'_k \beta^j, \quad \alpha'_k = \min\{\gamma \alpha_{kmax}, 1\} \quad (68)$$

onde $\gamma \in (0,1)$ e $\beta \in (0,1)$ são escalares fixos, e $j = j_k$ é o menor inteiro não negativo tal que:

$$\Phi(w_k + \alpha_k \Delta w_k, \mu_k) - \Phi(w_k, \mu_k) \leq \tau \alpha_k \nabla \Phi(w_k, \mu_k)^t \Delta w_k \quad (69)$$

onde $\tau \in (0,1)$, e sendo $\Phi(w, \mu)$ a função de mérito definida por:

$$\Phi(w, \mu) = \frac{1}{2} \| F_\mu(a) \|^2 \quad (70)$$

O algoritmo para a resolução de um problema de otimização via método de Pontos Interiores versão Primal-Dual é sumarizado nos passos descritos a seguir, considerando um ponto interior inicial $w_0 = (x_0, y_0, z_0)$ tal que $(x_0, z_0) > 0$, $\tau \in (0, 1)$, $\beta \in (0, 1)$, e $\gamma \in (0, 1)$, para $k = 0, 1, 2, \dots$ até a convergência:

1. Fazer $\mu_k = \sigma_k(x_k^t z_k)/n$, $\sigma_k \in (0, 1)$;
2. Resolver o sistema linear para determinar Δw_k usando a Equação 60
 $F'(w_k)\Delta w_k = -F\mu_k(w_k)$;
3. Calcular α_k usando a função de mérito $\varphi(w, \mu)$;
4. Fazer $w_{k+1} = w_k + \alpha_k \Delta w_k$.

No Matlab, o algoritmo de otimização `fmincon` configurado com o método de pontos interiores, inicialmente tenta resolver a Equação 62 diretamente pela fatoração de Cholesky. Há casos em que uma etapa direta, ou seja, o método de Newton pode ser inadequado, por exemplo, quando o problema aproximado não é localmente convexo em torno da iteração atual. Neste caso o problema é resolvido por um método de gradiente conjugado. A abordagem é minimizar uma aproximação quadrática para o problema, em uma região de confiança sujeita a restrições linearizadas. Os métodos de gradiente conjugado podem funcionar melhor ao resolver sistemas grandes e esparsos (MATHWORKS, 2022).

2.7. METAHEURÍSTICA

A palavra heurística tem sua origem no termo grego *'heuriskein'* que significa descobrir. Uma metaheurística é um procedimento que visa encontrar uma solução boa e possivelmente ótima, por meio de uma abordagem intuitiva, em geral racional, na qual a estrutura de um problema possa ser interpretada e explorada (LOPES, 2013). Elas se dividem em duas categorias, busca local e busca populacional, de acordo com os princípios de exploração do espaço de solução.

As metaheurísticas baseadas em busca local, exploram o espaço de solução com movimentos aplicados à solução corrente em cada etapa, resultando em outra solução mais promissora em sua vizinhança. A busca tabu, o recozimento simulado, a busca na vizinhança de variáveis e a busca local iterativa são exemplos de técnicas que se enquadram nessa categoria (GOLDBARG, 2005).

Na segunda categoria, denominada busca populacional, a ideia consiste em criar e manter um conjunto de boas soluções e tentar recombina-las com o intuito de produzir soluções ainda melhores. Exemplos clássicos de métodos nesta categoria são Algoritmos Genéticos, Algoritmo Memético e Algoritmo de Colônia de Formigas (JAMILSON; SOUZA, 2008).

2.7.1. Métodos de otimização global multi-start

Os métodos multi-start exploram um procedimento de busca local ou de vizinhança, recomeçando aleatoriamente a solução inicial. A metaheurística Multi-Start consiste em fazer amostragens do espaço de soluções, aplicando a cada solução gerada um procedimento de refinamento, proporcionando assim a capacidade para escapar de ótimos locais. Sem essa capacidade, os métodos heurísticos podem ser confinados a uma pequena área do espaço de solução, tornando menos provável encontrar a região da solução ótima global (MATWORKS, 2022). Duas categorias clássicas de métodos multi-start são consideradas de acordo com seu domínio de aplicação: otimização global e otimização combinatória. A grande vantagem do método é que ele é de fácil implementação.

O pseudocódigo de um procedimento Multi-Start básico para um problema de minimização pode ser resumido como (GOLDBARG, 2005):

Procedimento *MultiStart*($f(\cdot)$, $N(\cdot)$, *CriterioParada*, s)

```

1   $f^* \leftarrow \infty$ ;           {Valor associado a  $s^*$ }
2  enquanto (Critério de parada não atendido) faça
3       $s \leftarrow ConstruaSolucao()$ ;   {Gere uma solução  $s$  do espaço de soluções}
4       $s \leftarrow BuscaLocal(s)$ ;       {Aplique um procedimento de melhora em  $s$ }
5      se ( $f(s) < f(s^*)$ ) então
6           $s^* \leftarrow s$ ;
7           $f^* \leftarrow f(s)$ ;
8      fim-se;
9      fim-enquanto;
10      $s \leftarrow s^*$ ;
11     Retorne  $s$ ;
fim MultiStart;

```

A fundamentação matemática pode ser visualizada em publicações de Dixon e Ugray (HEY; DIXON; SZEGO, 1979; UGRAY et al., 2007). A forma resumida do Método MultiStart do Matlab é encontrada na documentação do Global Optimization Toolbox do Matlab (MATWORKS, 2022) .

2.7.2. Algoritmo Genético

Um algoritmo genético (AG) é uma técnica de inteligência artificial, desenvolvida para resolver problemas de otimização restrita e irrestrita, com base em um processo de seleção natural que imita a evolução biológica. O algoritmo altera repetidamente uma população de soluções individuais. Em cada etapa de iteração, o algoritmo seleciona os melhores indivíduos da população atual e os usa como progenitores no processo de criação de novos indivíduos. Alguns indivíduos são recombinados e ou sofrem uma mutação para explorar o espaço e soluções. Ao longo de gerações sucessivas, a população "evolui" em direção a uma solução ótima (MATHWORKS, 2021).

Os primeiros trabalhos foram desenvolvidos por John Holland (GOLDBARG, 2005), que teve como objetivo reproduzir os processos utilizados por sistemas autoadaptativos em um contexto computacional. Claramente, nem todos os mecanismos evolutivos e adaptativos dos sistemas biológicos foram modelados. Alguns aspectos bem conhecidos já aceitos propõem que processos adaptativos dependem da genética de um indivíduo e aspectos ambientais. Em 1809, Lamarck formulou a primeira hipótese evolutiva, afirmando que os organismos evoluem lenta e constantemente através de características adquiridas. Darwin desenvolveu uma teoria para explicar como o ambiente influencia a evolução dos indivíduos mais aptos. Mendel publicou uma nova teoria em 1866 para explicar como ocorre o fenômeno hereditário conhecido hoje como genética. A partir de observações microscópicas de células foram descobertos filamentos enrolados denominados cromossomos. Morgan determinou que tais filamentos eram constituídos em subgrupos denominados genes e que determinavam certas características em moscas (FREZZA; CAPOCCI, 2018). Holland (1973) no intuito de representar o processo evolutivo utilizando listas de símbolos binários e criar uma nova teoria geral de sistemas de adaptação robustas, desenvolveu na prática um caminho para

determinação de máximos e mínimos em funções matemáticas (GOLDBARG, 2005; JAMILSON; SOUZA, 2008; LOPES, 2013).

De forma genérica o Algoritmo Genético possui as seguintes características (GOLDBARG, 2005):

- Atuam em uma população, ou seja, um conjunto de pontos e não em pontos isolados;
- A codificação de um espaço de soluções é o ambiente onde a solução evolui e não diretamente no espaço de busca;
- Os valores de uma função objetivo promovem a própria evolução do sistema;
- Funções probabilísticas promovem transições de estado e não regras determinísticas.

Os algoritmos genéticos utilizam uma terminologia oriunda na teoria da evolução natural e genética. Um indivíduo (*string*) de uma população pode ser formado por um ou mais cromossomos e é definido normalmente como um vetor de componentes. Cada elemento do vetor é conhecido como gene (*bit*), ou seja, uma variável do problema. Os valores que cada gene (*bit*) pode assumir são denominados alelo. Tais valores possuem local fixo no cromossomo (posição da componente no vetor de componentes) e são chamados de locus. O genótipo (indivíduo candidato à solução = x) é um conjunto formado pelos genes e alelos, suas características são denominadas fenótipo (valor da função para um dado indivíduo = $f(x)$) (GOLDBARG, 2005; LOPES, 2013).

Os AGs genericamente possuem 8 componentes básicos:

1. Representação genética;
2. População inicial;
3. Função de avaliação;
4. Método de seleção de reprodução;
5. Operadores genéticos;
6. Método de seleção de gerações;
7. Critérios de parada
8. Parâmetros de configuração.

A representação genética é a forma de traduzir as informações do problema em forma de dados para alimentar o algoritmo. Na população inicial indivíduos podem ser gerados aleatoriamente ou através de heurísticas relacionadas às

características do problema. A função de avaliação serve para "refletir" os objetivos a serem alcançados, isto é, a qualidade de um indivíduo obtido em relação a solução do problema. Os métodos de seleção objetivam redirecionar o processo de seleção para melhores regiões no espaço de busca. Os mais utilizados são: roleta simples, seleção por torneio e seleção elitista. Os operadores genéticos visam a recombinação genética através de cruzamento (crossover) e mutação. Os critérios de parada são abordagens que delimitam o número de buscas após um certo número de gerações. Podem ser configuradas por tempo máximo, diminuição da diversidade populacional ou quando não existir melhora de valores em gerações sucessivas. A configuração parâmetros dos AGs servem para a definição de critérios como o tamanho da população, o número de gerações, a taxa de cruzamento e a taxa de mutação (GOLDBARG, 2005; JAMILSON; SOUZA, 2008; LOPES, 2013).

O pseudocódigo de um algoritmo genético pode ser resumido como (JAMILSON; SOUZA, 2008; LOPES, 2013):

Procedimento AG

- 1 $t \leftarrow 0$;
 - 2 **Gere** uma população $P(t)$;
 - 3 **Avalie** $P(t)$ o ajuste dos indivíduos da população
 - 4 **enquanto** (os critérios de parada não estiverem satisfeitos) **faça**
 - 3 $t \leftarrow t + 1$;
 - 4 **Selecionar** um conjunto de pais na população;
 - 5 **Cruzar** os pais de modo que se reproduzam;
 - 6 **Avaliar** $P(t)$ o ajuste dos filhos gerados;
 - 7 **Substituir** os filhos julgados inadequados;
 - 8 **fim-enquanto**;
- Fim** AG;

É possível aplicar o algoritmo genético para resolver problemas de otimização restrita e irrestrita que não são adequados para algoritmos de otimização-padrão, cuja função-objetivo é descontínua, não diferenciável, estocástica ou altamente não linear. Zuffi et al. (2005) utilizaram um algoritmo genético para a caracterização de impressoras jato de tinta comerciais com mídia em papel (ZUFFI; SCHETTINI; MAURI, 2005). Sato (2017) apresentou um estudo

sobre a melhoria da qualidade de impressão para impressora jato de tinta de tipo contínuo, usando algoritmo genético multi-objetivo e simulação de trajetória de gota de tinta (SATO et al., 2017).

3. METODOLOGIA

Neste capítulo será descrito os métodos e procedimentos utilizados nesta tese. Será apresentado quais os requisitos foram utilizados para metrologia de medição de cores, as configurações de impressão, os métodos de cálculo e controle, bem como, a tecnologia utilizada na construção do aplicativo para quantização otimização e predição de cores, desenvolvido para decoração digital cerâmica em impressora jato de tinta.

3.1. METROLOGIA

Um espectrofotômetro é um dispositivo que mede a cor com base nas propriedades do espectro de luz refletido por um objeto e calcula os valores tristímulus com base nas equações de observação padrão da CIE. Os espectrofotômetros fornecem dados numéricos em vários espaços de cores bem como curvas de refletância espectral para cores de objetos. A Figura 17 apresenta a imagem do espectrofotômetro utilizado nesta pesquisa, marca x-rite modelo i1pro 2.

Figura 17. Espectrofotômetro marca x-rite modelo i1pro 2



Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Para garantir a consistência das medições de cor, as seguintes condições de medição padrão foram usadas ao longo do estudo:

- iluminante CIE D65, observador padrão CIE 10°, geometria de medição 45°/0°, ISO 13655:2009;
- o registro espectral medido correspondente à faixa de 400 a 700 nm, em intervalos de 10 nm.
- a frequência de medição de digitalização foi de 200 medições por segundo.
- em todas as medições, os valores espectrais foram tomados em triplicata a partir das tabelas de cores impressas.

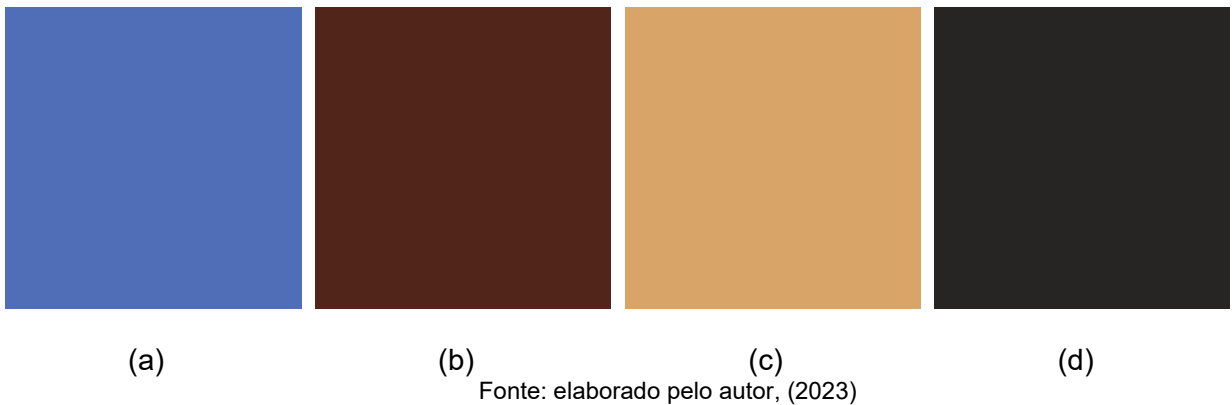
A métrica utilizada para a avaliação dos modelos de caracterização de impressora foi a diferença de cores - CIEDE2000 (Equação 18). Esta fórmula é recomendada pelo CIE, devido a suas características perceptivas (SHARMA; WU; DALAL, 2005). Com ela é possível avaliar além da diferença de cores, outros parâmetros como a luminosidade, saturação e matiz. Todavia, a equação requer a atribuição de valores aos fatores de ponderação correspondentes a tais parâmetros, estes valores foram $K_L = K_C = K_H = 1$, respectivamente.

3.2. CONFIGURAÇÃO PARA REPRODUÇÃO

3.2.1. Espaço de cores

O sistema de impressão empregado na decoração digital cerâmica utiliza 4 tintas injetadas sobre um substrato (esmalte cerâmico, engobe e biscoito). O espaço de cores é o CMYK, isto é, ciano (*cyan*), marrom (*brown*) em substituição do magenta, amarelo (*yellow*) e preto (*black*). A Figura 18, apresenta as cores de um conjunto de tintas padrão utilizadas na decoração cerâmica.

Figura 18. Conjunto de cores de tintas primárias utilizadas na impressão cerâmica. Ciano, marrom, amarelo e preto.



3.2.2. Produtos

Os revestimentos cerâmicos foram selecionados de acordo com a dificuldade de reprodução de cores na indústria cerâmica. Optou-se por produtos em linha, difíceis de serem reproduzidos, contendo estritos parâmetros em cada ficha técnica, que devem ser seguidos categoricamente, para que no final do processo, a reprodução possa atingir as características cromáticas aproximadas de cada peça padrão.

Os produtos selecionados possuem as seguintes características:

- Categoria: Porcelanato;
- Dimensões: 70x70, 94x94, 138x70 1 110x55 cm;
- Coberturas: EG-G Esmaltobe, polido (brilho); G-M Esmalte Fosco (áspero) e G-EH Esmalte Acetinado (semi-brilho);
- Espessura de camadas: Variáveis, conforme ficha técnica e ou correções de processo;
- Cor fundo: Engobe e esmalte brancos, contendo variações cromáticas;
- Grafia: Texturas de pedras naturais, variando do azul-violeta ao marrom escuro.

3.2.3. Tecnologia de impressão

Nesta pesquisa utilizou-se como tecnologia de impressão o sistema jato de tinta cerâmica *drop on demand* (DOD). Os testes foram realizados em 3 impressoras distintas, contendo a seguinte configuração:

- Marca: Kerajet;
- Modelo: K700S;
- Cabeçote: Dimatix 23715 MC;
- Barras de impressão: ciano, marrom, marrom, amarelo e preto; ciano, marrom, marrom, amarelo, preto e preto;
- Velocidade (m/min): 43 a 40;
- Altura cabeçote (mm): 12,5 a 15
- Modo de impressão: binário, peça a peça;
- RIP: nativo da Kerajet;
- Resolução de impressão (dpi): 400x400;
- Canais: 4;
- Halftone: Smooth Stochastic;

A Figura 19, apresenta o desenho técnico da impressora inkjet Kerajet k700S, cuja as dimensões são: comprimento 3,7 m, largura 1,7 m e altura cerca de 2 m. Já a Figura 20, apresenta um revestimento cerâmico antes e depois de ser impresso em 4 cores.

Figura 19. Desenho técnico contendo as dimensões da impressora inkjet Kerajet K700S

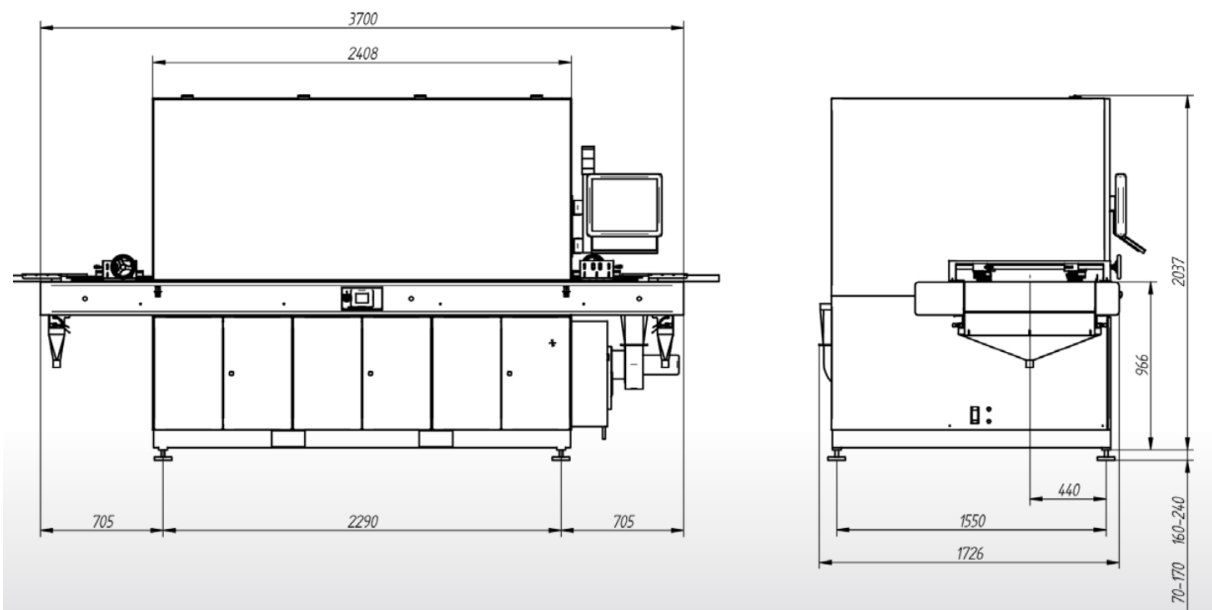
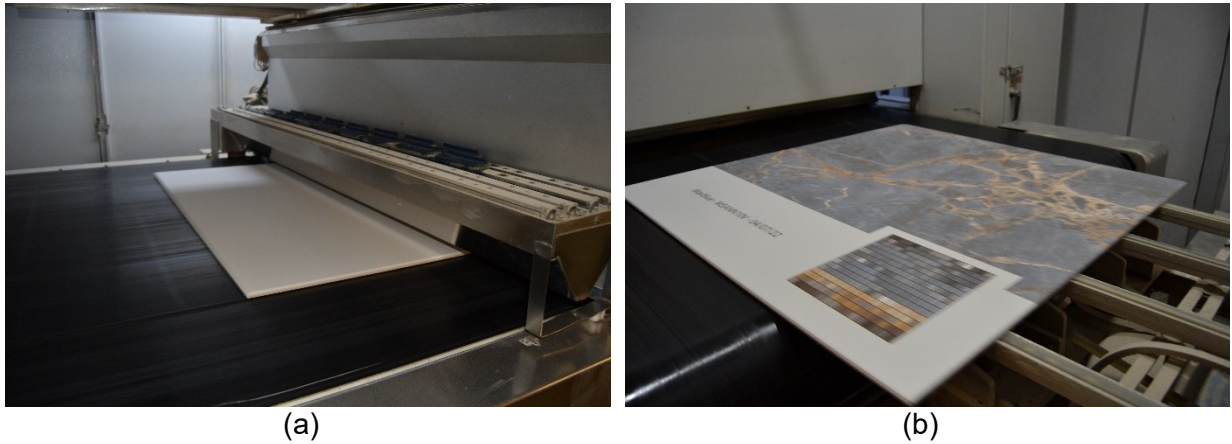


Figura 20. Revestimento cerâmico antes (a) e depois da impressão (b) em 4 cores



Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

3.2.4. Tecnologia de sinterização

Para a sinterização das amostras utilizou-se 3 fornos industriais da marca SACMI de 220 ou 270m de comprimento, com ciclo de queima variando de 38 a 48 min. As temperaturas máximas na zona de queima seguiram cada ficha técnica e foram configuradas na faixa de 1199 a 1218 °C.

A Figura 21 (a) apresenta um dos fornos utilizados (220 m), a Figura 21 (b) expõe a rampa de um ciclo de sinterização.

Figura 21. A imagem (a) apresenta o forno de sinterização industrial onde os experimentos foram realizados, na imagem (b) expõe uma rampa típica de queima



(a)

DESC	REL	SET	% A	DESC	REL	SET	% A	DESC	REL	SET	% A	DESC	REL	SET	% A
K1	605	550		S17	1108	1110	99	S33	1128	1140	99	VRra	90	90	99
K2	484	550		S18	1040	1120	99	S34	1121	1120	4	VRrb	58	58	48
K3	661	620		S19	1167	1165	99	S35	1042	1050	99	VDf1	-49	-49	61
K4	628	650	99	S20	1177	1212	98	S36	1015	995	20	VDf2	78	78	76
K5	712	690	29	S21	1182	1208	99	K37	618	580	99	kWCo	36	35	kW
K6	670	700	99	S22	1214	1212	99	K38	559	570		P. Co	320	320	85
K7	771	750	44	S23	1211	1208	50	K39	602	580		KI1	62	70	99
K8	758	760	99	S24	1213	1212	20	K40	572	560		KJ3	59	80	
S9	845	850	58	S25	1209	1208	36	K41	538	520	99	KI5	75	80	99
S10	830	830	22	S26	1213	1212	22	K42	179	150	99	KJ7	103	120	
S11	877	895	99	S27	1207	1208	43	KP43	518	480		KI9	350	350	35
S12	825	830	75	S28	1211	1212	38	KP45	412	420		KJ11	150	180	
S13	942	960	99	S29	1204	1208	22	KV46	276	280		Vm68	44	45	20
S14	944	950	99	S30	1211	1212	13	KV47	140	150		Vm70	42	45	20
S15	1035	1050	83	S31	1211	1208	99	VBPa	55	55	54				
S16	1039	1050	99	S32	1211	1212	32	VRcc	96	95	95				

SET.	5,809	5,809	5,809	5,809	5,809	5,809	5,809	5,809	5,809	5,835	5,792	5,736	5,705	5,803	5,906	5,906	5,906	5,892	30															
REL.	5,809	5,809	5,809	5,809	5,809	5,809	5,809	5,809	5,809	5,835	5,743	5,736	5,705	5,890	5,906	5,906	5,892	5,892	181															
	5,813	5,809	5,812	5,811	5,808	5,808	5,791	5,835	5,739	5,758	5,701	5,890	5,906	5,884	5,879	5,891			30															
	5,808	5,807	5,816	5,811	5,812	5,811	5,796	5,835	5,794	5,715	5,708	5,803	5,912	5,906	5,903	5,891			9															
	1S1	2S1	3S1	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32		
R.A	181	620x620	HD	POLIDO	1200	GRA	620x2512	38	ON											Secad	Forno													
R.B	0																			SET.	3	35	min											
																				REL.	3	35	min											
	001	11:29					229 Forno	Diferença mínima											S18															

(b)

Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

3.3. IMPLEMENTAÇÃO DE MODELOS E PROCEDIMENTOS COMPUTACIONAIS

3.3.1. Implantação do Modelo Espectral de Neugebauer

Os modelos de impressora são algoritmos com a finalidade de simular o funcionamento de um dispositivo de impressão. O Modelo Espectral de Neugebauer modificado por Yule-Nielsen (YNSN) é um dos modelos de predição de cores escolhidos para o estudo. Ele é um modelo simples e necessita de uma pequena quantidade de amostras. Esta é uma característica relevante, devido à intensidade do fluxo produtivo em uma indústria de revestimentos cerâmicos (BALASUBRAMANIAN, 1999). A Equação 41 é uma soma ponderada de k cores diferentes, chamadas primárias de Neugebauer, dadas por todas as possíveis sobreimpressões de tintas:

$$\dot{R}(\lambda) = \left[\sum_{i=1}^k A_i R_i(\lambda)^{1/n} \right]^n \quad (41)$$

onde: $\dot{R}(\lambda)$ é a reflectância espectral predita em função do comprimento de onda para uma determinada cor impressa; $R_i(\lambda)$ é a distribuição espectral da i -ésima primária impressa, A_i é a área da i -ésima primária impressa, k é o número de primárias de Neugebauer; n é um expoente proposto por Yule e Nielsen que contabiliza o ganho de ponto (um fenômeno ótico que procura ajustar o escurecimento da cor) na impressão em halftone. Este coeficiente é obtido iterativamente através do ajuste das curvas espectrais, conforme proposto por Taplin (L. A. TAPLIN, 2001). Antes que a Equação 41 possa ser usada para prever a reflectância, as áreas das cores primárias, secundárias e terciárias precisam ser determinadas. Uma suposição comum é que os pontos de tinta para os diferentes canais de tinta (CMY ou CMYK) são colocados independentemente no substrato. Isso implica que as coberturas fracionárias podem ser estimadas por equações de probabilidade tais como as equações de Demichel. Neste trabalho utilizou-se as Equações 73 configurada para 4 tintas, isto é $2^4 = 16$ primárias de Neugebauer.

$$\begin{aligned}
A1 &= (1 - a_{eff_ciano}) \cdot (1 - a_{eff_magenta}) \cdot (1 - a_{eff_amarelo}) \cdot (1 - a_{eff_preto}) \\
A2 &= a_{eff_ciano} \cdot (1 - a_{eff_magenta}) \cdot (1 - a_{eff_amarelo}) \cdot (1 - a_{eff_preto}) \\
A3 &= (1 - a_{eff_ciano}) \cdot a_{eff_magenta} \cdot (1 - a_{eff_amarelo}) \cdot (1 - a_{eff_preto}) \\
A4 &= (1 - a_{eff_ciano}) \cdot (1 - a_{eff_magenta}) \cdot a_{eff_amarelo} \cdot (1 - a_{eff_preto}) \\
A5 &= (1 - a_{eff_ciano}) \cdot (1 - a_{eff_magenta}) \cdot (1 - a_{eff_amarelo}) \cdot a_{eff_preto} \\
A6 &= a_{eff_ciano} \cdot a_{eff_magenta} \cdot (1 - a_{eff_amarelo}) \cdot (1 - a_{eff_preto}) \\
A7 &= a_{eff_ciano} \cdot (1 - a_{eff_magenta}) \cdot a_{eff_amarelo} \cdot (1 - a_{eff_preto}) \\
A8 &= a_{eff_ciano} \cdot (1 - a_{eff_magenta}) \cdot (1 - a_{eff_amarelo}) \cdot a_{eff_preto} \\
A9 &= (1 - a_{eff_ciano}) \cdot a_{eff_magenta} \cdot a_{eff_amarelo} \cdot (1 - a_{eff_preto}) \\
A10 &= (1 - a_{eff_ciano}) \cdot a_{eff_magenta} \cdot (1 - a_{eff_amarelo}) \cdot a_{eff_preto} \\
A11 &= (1 - a_{eff_ciano}) \cdot (1 - a_{eff_magenta}) \cdot a_{eff_amarelo} \cdot a_{eff_preto} \\
A12 &= a_{eff_ciano} \cdot a_{eff_magenta} \cdot a_{eff_amarelo} \cdot (1 - a_{eff_preto}) \\
A13 &= a_{eff_ciano} \cdot a_{eff_magenta} \cdot (1 - a_{eff_amarelo}) \cdot a_{eff_preto} \\
A14 &= a_{eff_ciano} \cdot (1 - a_{eff_magenta}) \cdot a_{eff_amarelo} \cdot a_{eff_preto} \\
A15 &= (1 - a_{eff_ciano}) \cdot a_{eff_magenta} \cdot a_{eff_amarelo} \cdot a_{eff_preto} \\
A16 &= a_{eff_ciano} \cdot a_{eff_magenta} \cdot a_{eff_amarelo} \cdot a_{eff_preto}
\end{aligned} \tag{73}$$

onde: a_{eff_ciano} , $a_{eff_magenta}$, $a_{eff_amarelo}$, a_{eff_preto} , são as estimativas das áreas de pontos efetivos do ciano, magenta, e amarelo, que representam o ganho mecânico, ou seja, o espalhamento da tinta no substrato cerâmico. Neste trabalho adotou-se a abordagem de Balasubramaniam, Equação 74, que relaciona os valores de pontos digitais de entrada com a cobertura da área de pontos (BALASUBRAMANIAM, 1999). Este parâmetro pode ser otimizado para ajustar o modelo aos valores das rampas impressas e medidas de cada canal de tinta.

$$a_{eff} = \frac{\sum_{\lambda \in V} [R_w(\lambda)^{1/n} - R(\lambda)_{cj}^{1/n}] [R_w(\lambda)^{1/n} - Ri(\lambda)_c^{1/n}]}{\sum_{\lambda \in V} [R_w(\lambda)^{1/n} - Ri(\lambda)_c^{1/n}]^2} \tag{74}$$

onde: V é o conjunto de comprimentos de onda de 400 a 730 nm em incrementos de 10 nm; $R_w(\lambda)$ é a reflectância do substrato; $R(\lambda)_{cj}^{1/n}$ é a reflectância medida de cada

ponto digital da rampa do canal de tinta, $Ri(\lambda)_c^{1/n}$ é a reflectância medida de cada tinta sólida.

O cálculo é executado iterativamente para cada canal de tinta. Conjuntamente é necessário um ajuste de curvas, utilizando regressão polinomial de 3 graus para ser possível obter qualquer valor de ponto efetivo. Uma rampa de tinta correspondente ao percentual de injeção de tinta numa escala de 0 à 100%. Para o caso de impressoras com cabeçote duplos, foi necessário um refinamento na rampa entre 0 e 10%. Neste trabalho adotou-se 8 intervalos não uniformes de Y% (0, 1, 3, 5, 7, 10, 15 e 20) de 0 e 20% e 8 intervalos uniformes de X% (30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 e 100) de 30 e 100%.

3.3.2. Desenvolvimento do Modelo Espectral de Neugbauer com correção vetorial

No intuito de diminuir o erro entre os valores de cores calculadas pelo Modelo Espectral de Neugbauer (YNSN) e seus correspondentes valores espectrais medidos. Utilizando-se uma tabela de cores impressa e lida, contendo rampas de 4 tintas em 2^4 níveis, mais a mistura de 4 tintas em 5^4 níveis (0, 25, 50, 75 e 100%) e as 16 primárias de Neugbauer, contabilizando um total de 705 cores, para um treinamento e geração de uma nova tabela de correção vetorial de dados. Inicialmente os valores de reflectância espectral são convertidos para o espaço XYZ de acordo ASTM 308-15 e posteriormente para valores do espaço Lab através da ISO/CIE 11 664-4:2019 (PRACTICE, 2009). O cálculo da correção segue as seguintes definições:

Dado um segmento \overline{AB} composto pelos pontos $A = \{(L_{\text{calc}}, a_{\text{calc}}, b_{\text{calc}}) \in R^3\}$ e $B = \{(L_{\text{med}}, a_{\text{med}}, b_{\text{med}}) \in R^3\}$, existe um único um vetor \vec{v} (Equação 75):

$$\overline{AB} = \vec{v} \quad (75)$$

Os pontos médios de um conjunto de 3 pontos próximos, Equação 76. São selecionados através do módulo dos valores de Lab medidos, denominados por $v1 = \{(x_1, y_1, z_1)\}$, $v2 = \{(x_2, y_2, z_2)\}$, $v3 = \{(x_3, y_3, z_3)\}$,

$$\vec{X} = \frac{1}{3}(x_1 + x_2 + x_3), \quad \vec{Y} = \frac{1}{3}(y_1 + y_2 + y_3), \quad \vec{Z} = \frac{1}{3}(z_1 + z_2 + z_3), \quad (76)$$

Tais pontos médios são utilizados para encontrar um fator de correção $|v|$, com módulo, direção e sentido, obtido por (Equação 77):

$$|v| = \sqrt{\bar{X}^2 + \bar{Y}^2 + \bar{Z}^2} \quad (77)$$

Igualando,

$$|v| = \vec{v} \quad (78)$$

Substituindo e rearranjando 78 em 75 temos o ponto B resultante (Equação 79):

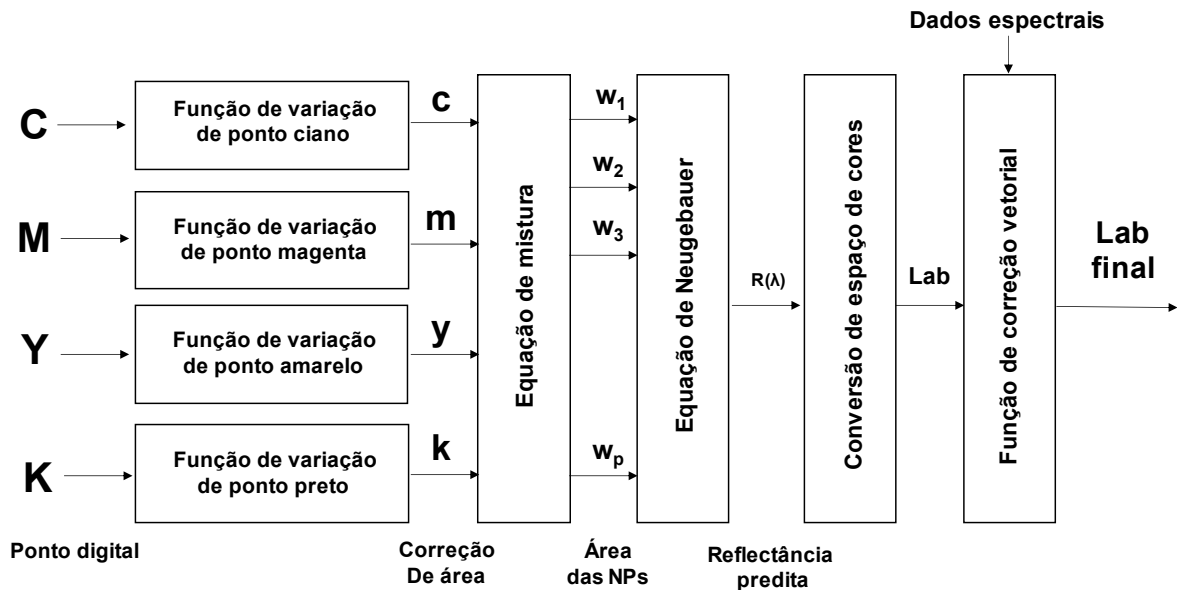
$$B = A + |v| \quad (79)$$

onde B é um novo ponto Lab calculado, obtido como média de seus vizinhos próximos. Quando uma reflectância espectral é calculada utilizando-se a Equação 41, faz-se necessário convertê-la para Lab, denominada Lab_{calc} . Por uma simples adição entre um ponto e um vetor tem-se a correção vetorial proposta (Equação 80).

$$Lab_{final} = Lab_{calc} + |v| \quad (80)$$

A Figura 22 compreende o diagrama funcional da correção vetorial, denominada YNSN-CV, desenvolvida no intuito de melhorar a precisão do modelo de Neugebauer. A diferença do método tradicional consiste na atribuição de uma conversão da reflectância predita em valores de Lab após a equação de Neugebauer e a aplicação do método supracitado no intuito de obter-se um valor final em Lab mais adequado.

Figura 22. Diagrama de funcionamento da correção vetorial proposta para melhorar a precisão do modelo de Neugebauer



Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Esta correção será utilizada em conjunto com outro programa de simulação de gama para criar um grande conjunto de pontos (abordado mais a diante). Tal conjunto visa alimentar com valores iniciais o mecanismo de otimização e a cada iteração uma nova posição é calculada utilizando-se a Equação 80.

3.3.3. Redes Neurais Artificiais

Neste trabalho foi usado o Matlab Neural Network Toolbox para implementar uma rede neural artificial. Em relação a retropropagação de erros, utilizou-se uma função de treinamento de rede que atualiza os valores de pesos e viés de acordo com a otimização de Levenberg-Marquardt. Isso minimiza uma combinação de erros quadrados e pesos para produzir uma rede que generaliza de modo satisfatório. No treinamento da rede utilizou-se a mesma configuração de tabela de cores atribuída ao método de melhoramento de precisão por correção vetorial. Tal conjunto de dados foi dividido em 70% dos dados para treinamento, 15% para teste e 15% para validação. A rede é composta por: 1 camada de entrada com 4 neurônios correspondentes aos valores CMYK; 1 camada escondida contendo 10 neurônios, utilizou-se a tangente sigmóide como função de transferência; 1 uma camada de saída linear com 1 neurônio, os dados de saída correspondem às curvas de

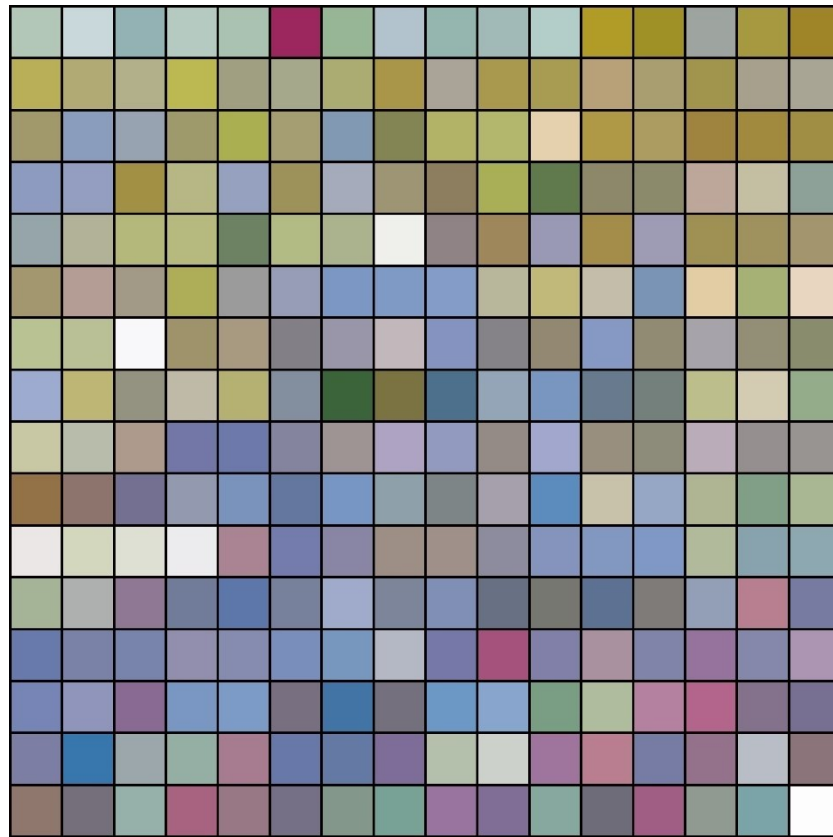
reflectância espectral. A rede foi escolhida arbitrariamente, múltiplas configurações foram testadas e adotou-se a rede com melhor desempenho. No procedimento de treinamento foi admitido um máximo de 1000 épocas. Ao contrário de outros trabalhos que utilizam Lab e CMYK como entrada e saída no treinamento, proporcionando uma taxa de aprendizado correspondente é R^2 entre 0.89 e 0.92, optou-se pelo aprendizado através da correlação de valores CMYK e reflectância espectral. A métrica escolhida para avaliar a performance de aprendizado da rede foi o erro médio quadrático (MSE) e o coeficiente de determinação R^2 .

3.3.4. Quantização de imagens coloridas

A quantização de cores é essencial para reproduzir imagens com muitas cores em dispositivos que só podem exibir uma quantidade limitada de cores. Neste trabalho foi utilizado a quantização de mínima variância. O número padrão utilizado no experimento foi de 256 cores. O algoritmo divide o cubo de cores de forma que cada região contenha pelo menos uma cor que aparece na imagem de entrada. Tal metodologia foi escolhida por permitir leituras experimentais e a otimização de cores de modo mais prático através de uma tabela de consulta, Figura 23.

Para determinar o quanto uma imagem quantizada é diferente de sua imagem original, utilizou-se como métricas de avaliação, o Delta E 00 (distância euclidiana), o Delta L (diferença de luminosidade), o Delta C (diferença de saturação), o Delta H (diferença de tonalidade) e o índice de similaridade (Equação 52). Este procedimento irá analisar cada pixel contido em cada linha e coluna das imagens, calcular a média da média entre ambas. Após o processo de quantização as cores da imagem quantizada em Lab, passarão a ser as cores alvo, objetivo da futura otimização.

Figura 23. Tabela com 256 cores quantizadas de uma imagem



Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

3.4. PROCESSO DE SEPARAÇÃO

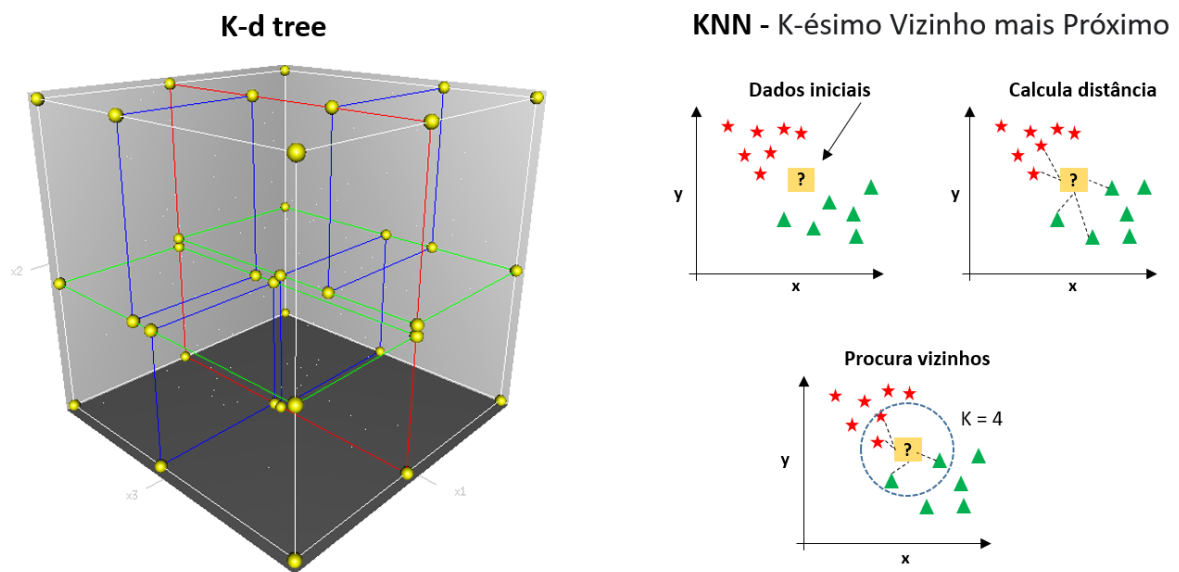
As impressoras jatos de tinta utilizadas neste trabalho utilizam 4 canais de tintas, e desta forma não será necessário a aplicação de métodos de subdivisão de conjuntos de tintas. Entretanto, ainda se optou por utilizar um método simulação de gama e procura de cores.

3.4.1. Método de procura de cores

Para que o mecanismo de otimização de separação de cores possa ser executado é necessário alimentá-lo com algum valor inicial de entrada de dados. Optou-se por um mecanismo de multi-inicializações configurado para receber uma lista de cores adjacentes a cada cor alvo, semelhante a simulação de gama de Liu (LIU; WAN; XIE, 2014). Uma nuvem pontos é gerada e um mecanismo de busca de cor encontra as cores calculadas mais próximas da cor alvo. Esse processo foi

implementado utilizando as funções Point Cloud Processing e findNearestNeighbors, contidas no Computer Vision Toolbox do Matlab. Os algoritmos são baseados em procura K-d tree (Figura 24), retornando um índice para os K-ésimos vizinhos mais próximos de um ponto de consulta em uma nuvem de pontos de entrada. Segundo a Mathworks, esse algoritmo foi inspirado no trabalho de Muja (MUJA; LOWE, 2009).

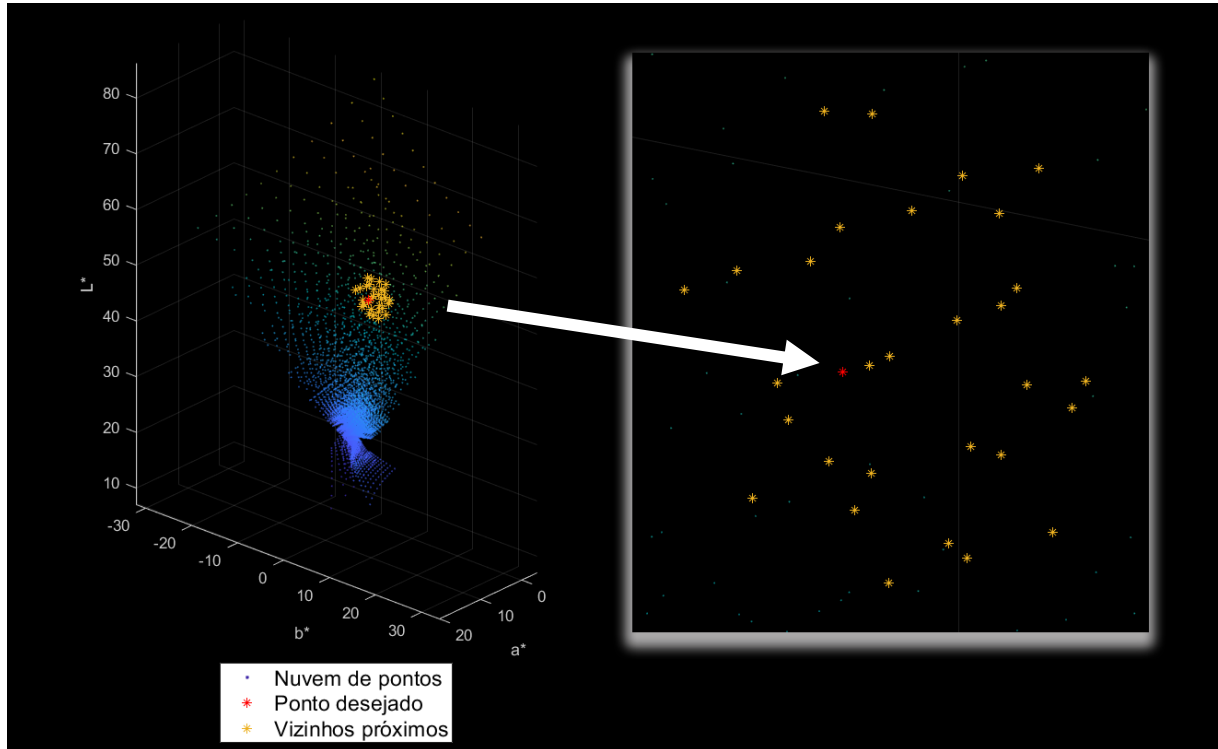
Figura 24. Representação visual da forma de procura utilizando o método K-d tree. A figura do lado esquerdo apresenta uma divisão de um cubo 3D, contendo planos de divisão. O conjunto de gráficos da direita apresentam como é realizada a escolha de K-ésimos vizinhos mais próximos, baseados na distância euclidiana



Fonte: elaborado pelo autor, (2023), baseado em Gong; Liu; Ji (2019)

Os valores de consulta são cada cor em Lab, provenientes da imagem a ser otimizada. Duas nuvens contendo 10 mil pontos cada, foram previamente geradas a partir do modelo espectral de Neugebauer modificado por Yule-Nielsen e da rede neural artificial, respectivamente, Figura 25. Desta forma é possível encontrarmos os valores CMYK e Lab (simulados) na nuvem de pontos mais próximos dos valores Lab alvo. O que fornecerá os dados necessários para que o algoritmo de otimização de separação de cores possa iniciar a sua execução.

Figura 25. Nuvem de cores simuladas a esquerda contendo um ponto vermelho que representa a cor alvo e pontos amarelos (vizinhos próximos = 30) que representam os pontos adjacentes obtidos através do método K-d tree. O lado direito da figura representa uma ampliação dos pontos alvo e selecionados para melhor visualização



Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

3.4.2. Processo de otimização

O processo de otimização é iterativo, tem início com uma estimativa de valores aproximados de um valor-alvo predefinido e, sequencialmente, as estimativas são aprimoradas até que a solução ideal seja alcançada. Neste trabalho adotou-se a proposta de otimização semelhante à de Taplin (2001), porém utilizando outro mecanismo de otimização global, função objetivo e preditores de cores.

3.4.2.1. Otimização com restrições

Considerando um conjunto de funções de transferência que promovem uma relação entre espaços de cores CIELAB (valores preditos) e CBYK (percentuais de tintas) temos:

$$\begin{aligned}
 L_{calc}^* &= f_L(C, B, Y, K) \\
 a_{calc}^* &= f_a(C, B, Y, K) \\
 b_{calc}^* &= f_b(C, B, Y, K)
 \end{aligned}
 \tag{81}$$

onde L_{calc}^* , a_{calc}^* e b são os valores preditos, f_L , f_a , f_b corresponde a uma sequência de 3 funções:

- CBYK para reflectância – a partir da Equação 41 obtêm-se a reflectância espectral (vetor com 31 posições);
- Reflectância espectral para coordenadas XYZ;
- Coordenadas XYZ para Lab.

A formulação do problema de otimização utilizado nesta pesquisa utiliza como variáveis de decisão o conjunto de tintas ciano, marrom, amarelo e preto (CBYK), que por facilidade são definidas como $x = \text{CBYK}$. Como função objetivo a minimização da diferença de cores CIEDE2000 (Equação 83). Pretendendo-se minimizar a diferença de um valor Lab predito com um outro valor Lab alvo. Neste caso o valor Lab alvo é cada cor contida no conjunto cores (vetor com 256 posições) da imagem quantizada. Como restrições um conjunto de funções no espaço factível, Equações 84, correspondendo ao somatório das variáveis de decisão que podem ser menores ou iguais a 4. Os limites inferiores e superiores de cada variável poderão ser maiores que ou iguais a 0 e menores ou iguais a 1.

A descrição matematicamente do problema é:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x)
 \tag{82}$$

Sendo $f(x)$ (83)

$$f(x) = \sqrt{\left(\frac{\Delta L'}{K_L S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C'}{K_C S_C}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H'}{K_H S_H}\right)^2} + RT \left(\frac{\Delta C'}{K_C S_C}\right) \left(\frac{\Delta H'}{K_H S_H}\right)$$

Sujeito a:

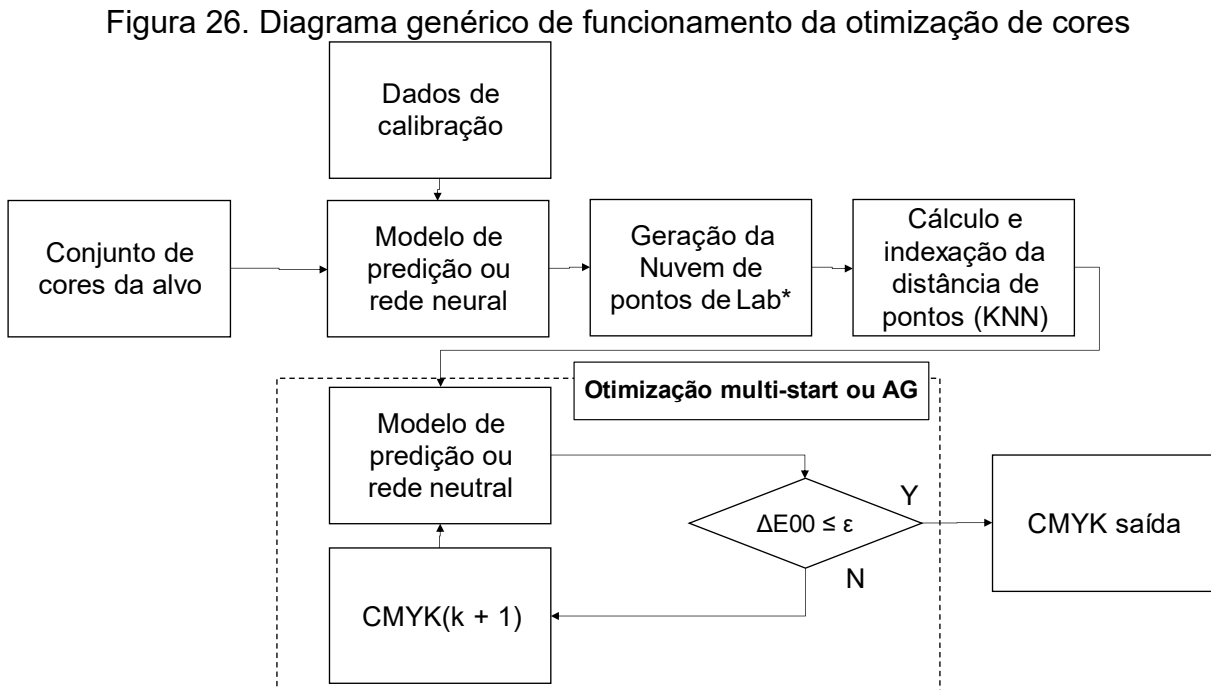
$$\begin{aligned}
 x_1 + x_2 + x_3 + x_4 &\leq 4 \\
 0 &\geq x_1, x_2, x_3, x_4 \leq 1
 \end{aligned}
 \tag{84}$$

3.4.2.2. Implementação do problema de otimização

Para a resolução do problema 82, propomos as seguintes implementações utilizando 4 meta-heurísticas:

- Otimização global não linear com restrições e multi-inicializações (MS);
- Otimização global não linear com restrições e algoritmo genético (MSAG);
- Otimização global não linear com restrições e multi-inicializações hibridizada com redes neurais artificiais (MSANN);
- Otimização global não linear com restrições, multi-inicializações e correção vetorial (MSCV);

A Figura 26 apresenta um diagrama genérico das 4 implementações, contendo as principais etapas. Em todos os casos são necessários um conjunto de cores alvo, provenientes da quantização e os parâmetros de calibração. A partir deste ponto é possível utilizar um dos três modelos de predição: YNSN para o MS e MSAG, YNSN-CV para o MS-CV e a rede neural para o MSANN. Na sequência é gerado um conjunto de cores simulada (nuvem de pontos), utilizando um dos modelos de predição. Com a nuvem de pontos e as cores alvo, utilizando-se do método KNN, obtêm-se os pontos mais próximos das cores alvo que serão utilizados como os valores iniciais na otimização. Nesta etapa inicia-se as iterações através de uma das duas possíveis meta-heurísticas: o método Multi-Start ou o Algoritmo Genético. Utilizando-se um dos modelos de predição, conjuntamente com parâmetros específicos de cada heurística (abordados na sequência), o problema será minimizado para um dado valor, levando em consideração um erro. Após ser determinado o melhor valor de saída o algoritmo finaliza.



Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Cada método descrito acima possui particularidades que serão apresentadas na sequência.

3.4.2.3. Otimização não linear com restrições e multi-inicializações

O algoritmo MS utiliza o método nativo de otimização global multistart do Matlab, configurado com a função de resolução FMINCON, atribuída com o método de pontos interiores. A FMINCON possui a capacidade de processamento paralelo de forma nativa. Entretanto, utilizou-se outra função de processamento paralelo parfor do Matlab. Com isso é possível controlar e obter o resultado de variáveis chave da otimização. Em relação a geração de listas de pontos iniciais para iniciar a execução da FMINCON, utilizou-se o mecanismo KNN (K-ésimos vizinhos mais próximos) para selecionar de 3 a 10 pontos mais próximos de cada cor alvo, provenientes de uma gama de cores simuladas. Outros parâmetros da otimização contidos na FMINCON, seguem abaixo:

Algoritmo: **fmincon**

Método de resolução: pontos interiores

Propriedades padrão
 Atualização de parâmetro de barreira: monótono
 Tolerância de restrição: 1.0000e-06
 Tamanho de passo (diferença finita): 'sqrt(eps)'
 Tipo de diferença finita: direta
 Aproximação da Hessina: bfgs
 Restrições: 1
 Avaliação máxima da função: 3000
 Número máximo de interações: 1000
 Limite da função objetivo: -1.0000e+20
 Tolerância de otimização: 1.0000e-06
 Tolerância de passo: 1.0000e-10
 Algoritmo de subproblema: fatorização

3.4.2.4. Otimização global não linear com restrições e algoritmo genético

Nesta segunda proposta, denominada MSAG, utilizou-se da meta-heurística nativa do Matlab denominada de Algoritmo Genético. Este algoritmo foi configurado com a mesma função de processamento paralelo apresentado acima, bem como a mesma lista de pontos iniciais para a execução do MSAG. Os principais parâmetros desta otimização seguem abaixo:

Algoritmo = **ga**
 Definição de propriedades
 Número máximo de gerações: 100
 Propriedades padrão:
 Tolerância de restrição: 1.0000e-03
 Fração de cruzamento: 0.8000
 Contagem dos pontos elites: 0.05*tamanho da população
 Limite de ajuste: -Infinito
 Função de escala de ajuste: @fitscalingrank
 Tolerância da função: 1.0000e-06
 Número máximo de gerações (parada): 50
 Tempo máximo para parada: Infinito

Tempo máximo: Infinito

Algoritmo de restrições não linear: auglag

Tamanho da população: 50 quando número de variáveis for ≤ 5 , senão 200

Tipo de população: vetor

3.4.2.5. Otimização global não linear com restrições e multi-inicializações hibridizada com redes neurais artificiais

Este método, denominado MSANN segue o mesmo procedimento da proposta MS, somente com uma diferença. O preditor de cores é uma rede neural artificial que gera uma reflectância espectral (vetor com 31 posições). Esta reflectância é convertida para XYZ e para Lab, sequencialmente.

3.4.2.6. Otimização global não linear com restrições, multi-inicializações e correção vetorial

Esta proposta, denominada MSVC, também se assemelha ao MS, divergindo no preditor de cores que utiliza a correção vetorial. Após a obtenção da reflectância espectral a metodologia abordada nas Equações 75 a 80 determina-se um possível valor Lab corrigido e um vetor (CBYK) contendo os valores correspondentes, no final da otimização.

3.5. CALIBRAÇÃO

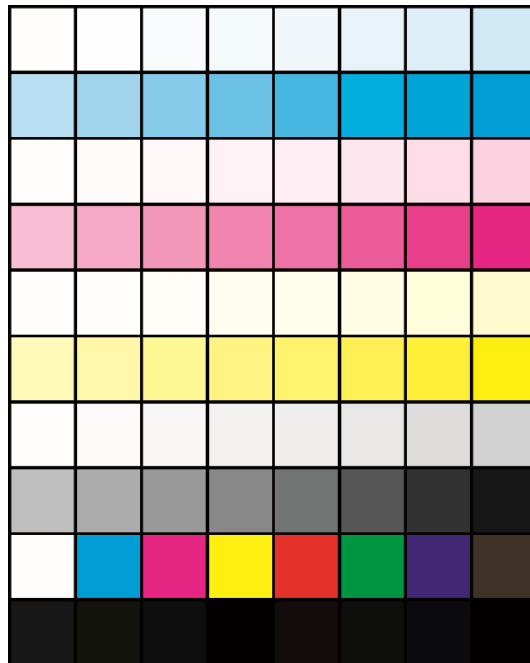
As metodologias escolhidas neste trabalho são a calibração de canal independente para os métodos MS e MSAG. Os demais algoritmos MSANN e MSCV utilizou-se aprendizado neural com retro propagação de erro e correção vetorial através de uma tabela de consulta ampliada. De forma genérica a calibração compreende as seguintes etapas:

- Geração de tabela de cores: a) Para o MS e MSAG foi gerada uma tabela contendo rampas de 4 tintas em 2^4 níveis, com um refinamento entre os valores 0 e 20%, adotando-se 8 intervalos não uniformes de Y% (0, 1, 3, 5, 7, 10, 15 e 20) e 8 intervalos uniformes de X% (30,

40, 50, 60, 70, 80, 90 e 100) de 30 e 100%, Figura 27. b) Para MSANN e MSCV foi gerada uma tabela de cor contendo rampas de 4 tintas em 2^4 níveis (com o mesmo refinamento), mais uma mistura de 4 tintas em 5^4 níveis (0, 25, 50, 75 e 100%) e as 16 primárias de Neugebauer, contabilizando um total de 705 cores, Figura 28.

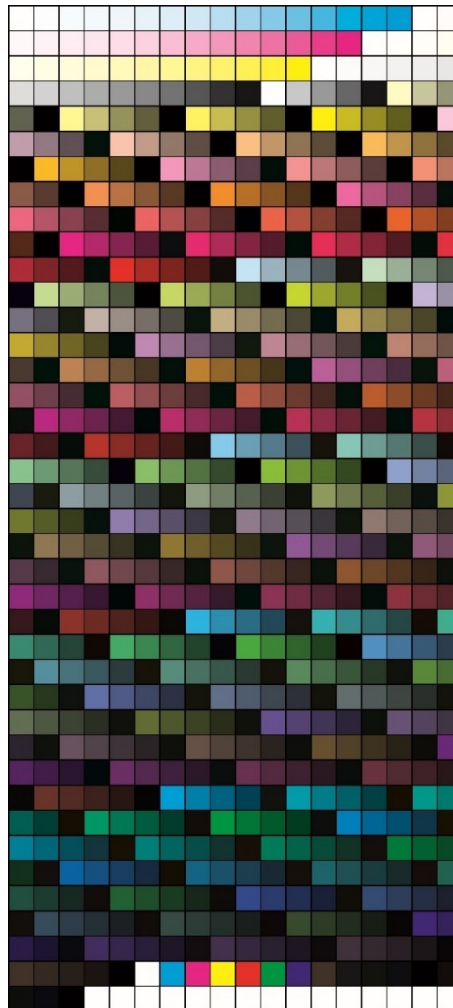
- Impressão, sinterização e leitura espectral de cada tabela de cores;
- Determinação do fator n: através de um processo iterativo de reconstrução das 4 rampas simultaneamente, avaliando qual fator n apresenta o menor erro (válido para MS, MSAG e MSCV);
- Treinamento da tabela com 705 cores (Figura 28) através de aprendizado de máquina para procurar compreender a não-linearidade de impressão, especificamente para MSANN;
- Treinamento da segunda tabela (Figura 28) para geração da correção vetorial MSCV;
- Determinação da precisão dos modelos;

Figura 27. Tabela de calibração utilizada nos algoritmos multi-start e genético. Contém rampas de 4 tintas em 2^4 níveis e as 16 primárias de Neugebauer



Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Figura 28. Tabela de calibração dos algoritmos com rede neural e correção vetorial. Contém rampas de 4 tintas em 2^4 níveis, uma mistura de 4 tintas em 5^4 níveis e as 16 primárias de Neugebauer



Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

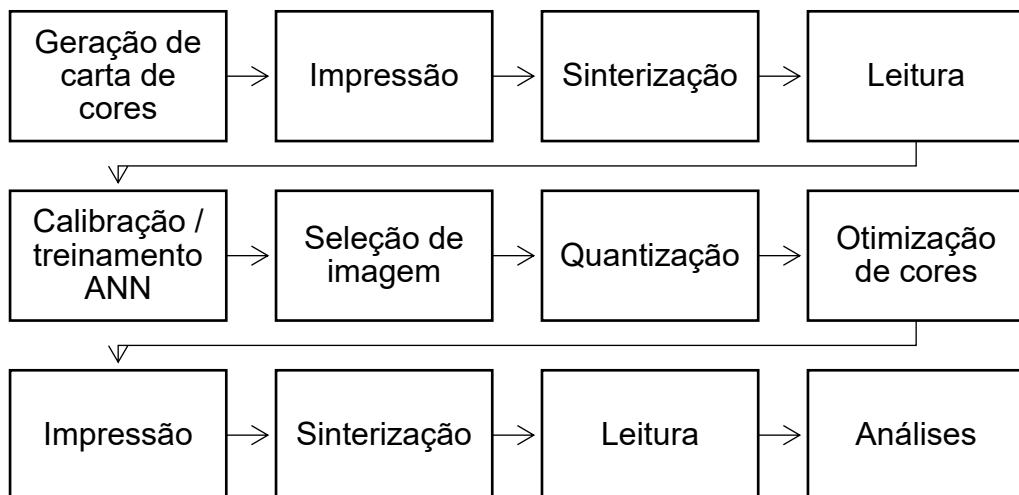
3.6. FLUXOGRAMA DE EXECUÇÃO DO EXPERIMENTO

Os experimentos foram realizados numa planta localizada no estado de Santa Catarina. Os testes de acurácia dos modelos preditivo e de otimização formara realizados em 3 linhas de produção, mantidas em condições normais de produção.

A Figura 29, apresenta o fluxograma das principais etapas dos experimentos. Inicialmente são geradas 2 tabelas de cores, as mesmas são ripadas, sinterizadas e lidas. Os dados espectrais obtidos são utilizados para determinação do fator n , calibração dos valores tonais, treinamento da rede neural e o

desenvolvimento da tabela de correção vetorial. Após a calibração e treinamento das redes neurais inicia a etapa de quantização, na qual a imagem contendo milhares de cores é convertida para uma imagem contendo no máximo 256 cores. Nesta etapa gera-se os mapas de cores e a listagem de cores em RGB e Lab. Com a imagem quantizada, efetivamente inicia-se a inversão de cores. Para a otimização foram utilizados 4 algoritmos de otimização global com restrições e multi inicializações: MS (multistart), MSAG (algoritmo genético), MSANN (multistart com rede neural) e MSCV (multistart com correção vetorial). Cada algoritmo foi alimentado com os mesmos pontos iniciais, todavia com alguns parâmetros auxiliares, específicos de cada arquitetura. No final de cada otimização é gerada uma imagem do produto com sua tabela de cores no formato Tiff. Essas imagens são ripadas e enviadas para a impressão. Camadas vítreas superiores podem ou não serem aplicadas dependendo do esmalte utilizado. Todas as amostras recebem o mesmo ciclo de tratamento térmico. Após a sinterização as amostras produzidas em esmalte fosco e acetinado são resfriadas naturalmente, limpas e lidas utilizando-se um espectrofotômetro, as amostras impressas em esmaltoabe (superfície polida), necessitam passar por uma etapa intermediária de polimento até atingirem os parâmetros predefinidos. Após o polimento as mesmas são resfriadas e limpas e posteriormente lidas conforme já abordado. Por fim com os dados espectrais de cada amostra são realizadas diversas análises para a validação da metodologia.

Figura 29. Fluxograma da sequência de etapas empregadas nos experimentos



3.7. DESENVOLVIMENTO DO APLICATIVO

A plataforma Matlab da Mathworks foi o ambiente de desenvolvimento utilizado para a construção da aplicação informática desta tese. O aplicativo utiliza os seguintes módulos: **interface gráfica** para abarcar todos os módulos, fornece a capacidade de mudança de parâmetros e facilita a visualização de resultados; **processamento de imagens e visão computacional** para a manipulação de imagens, transformações de espaços de cores, plotagem de gráficos e quantização; **estatística e machine learning** para o desenvolvimento e treinamento das redes neurais e vizinhos mais próximos; **matemática e otimização** para realização dos cálculos de obtenção das frações ideais de tintas, **computação paralela** para diminuir o tempo de otimização e **geração de código** para compilação de um aplicativo executável.

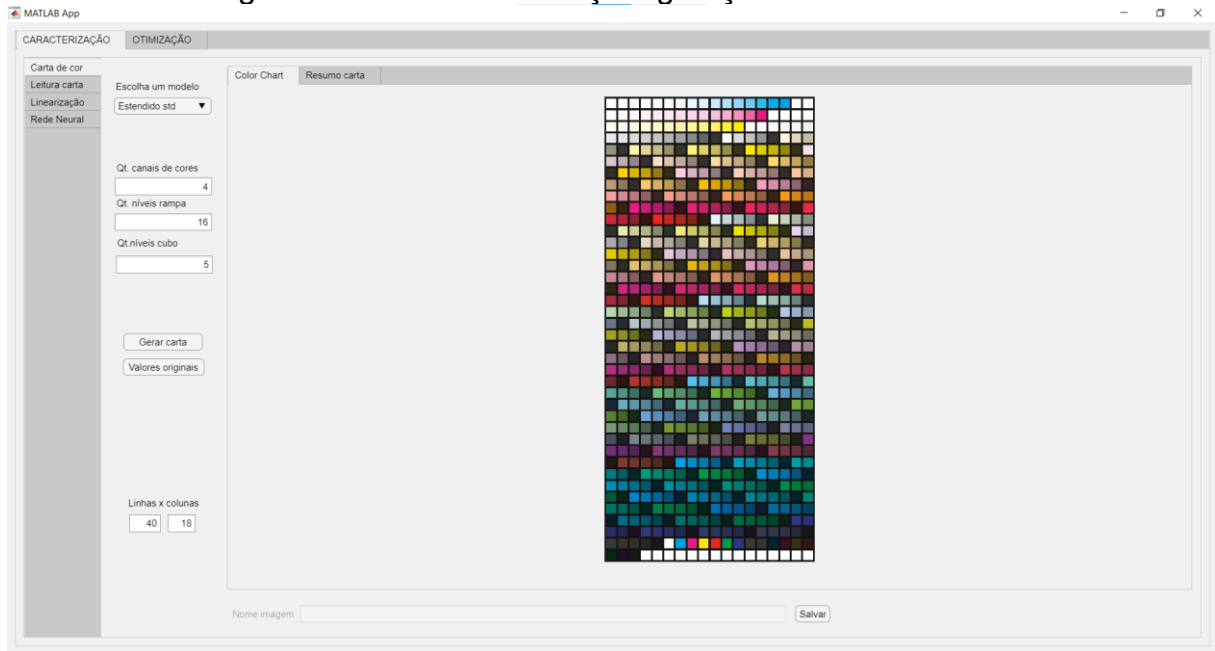
4. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

4.1. APLICATIVO – INTERFACE GRÁFICA E PRINCIPAIS RECURSOS

A interface gráfica foi dividida em duas abas principais: caracterização e otimização, Figura 30. Em cada aba do programa existem abas complementares, contudo, somente os principais recursos serão apresentados. Com a aba caracterização é possível realizar as seguintes operações:

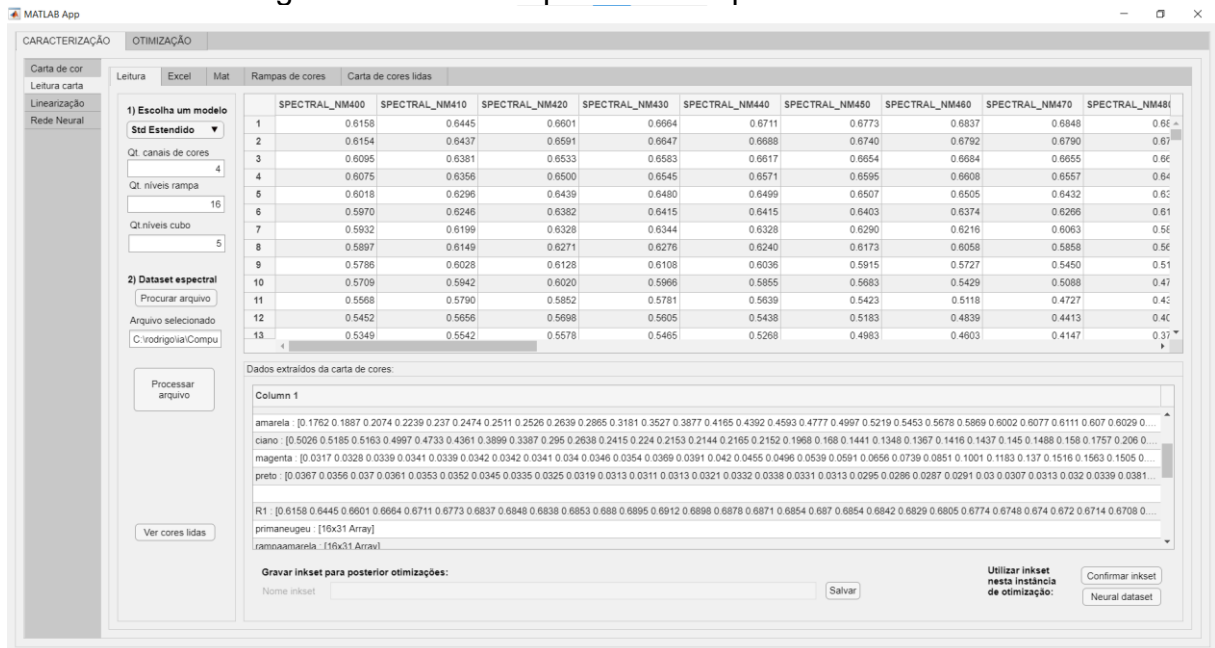
- geração de carta de cores para calibração, Figura 30;
- leitura e visualização de arquivo texto correspondente a dados espectrais, Figura 31 e 32;
- linearização de curvas espectrais, obtenção do Fator N (Figura 33), geração de tabelas de correção vetorial (Figura 34), visualização de nuvem de cores preditas;
- redes neurais artificiais para o aprendizado de tabelas de cores e comparações com outros modelos, Figura 35.

Figura 30. Aba caracterização: geração de carta de cores



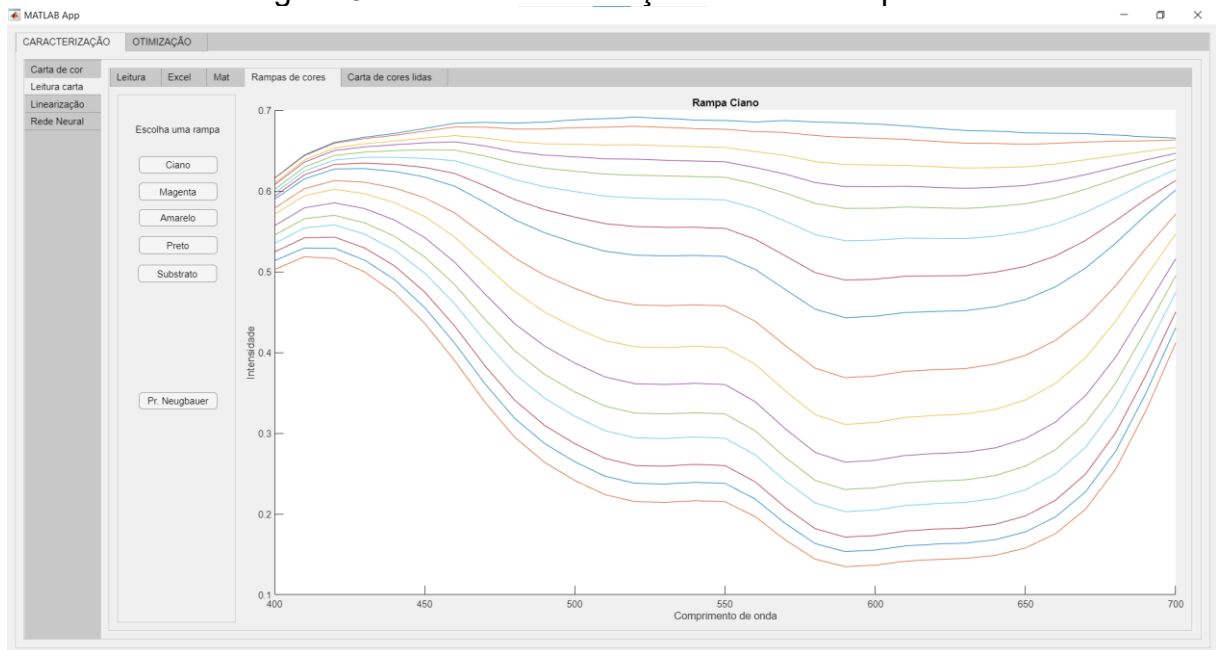
Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Figura 31. Leitura espectral de arquivo texto externo



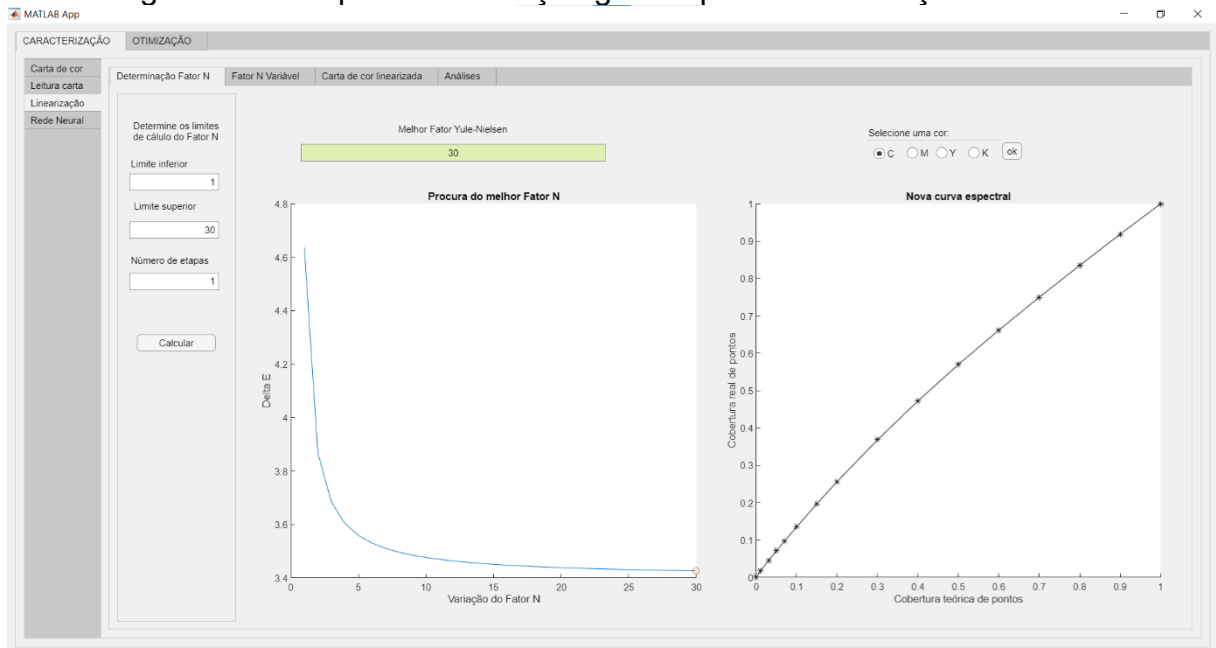
Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Figura 32. Tela de visualização de curvas espectrais



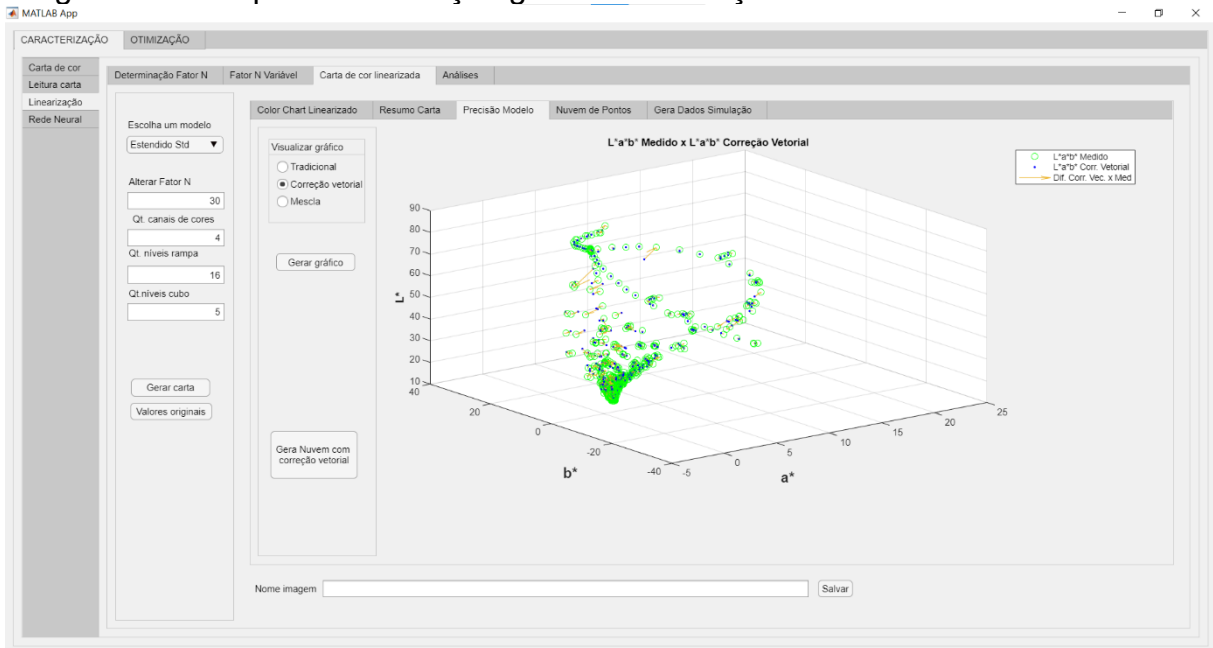
Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Figura 33. Tela para visualização gráfica para determinação do Fator N



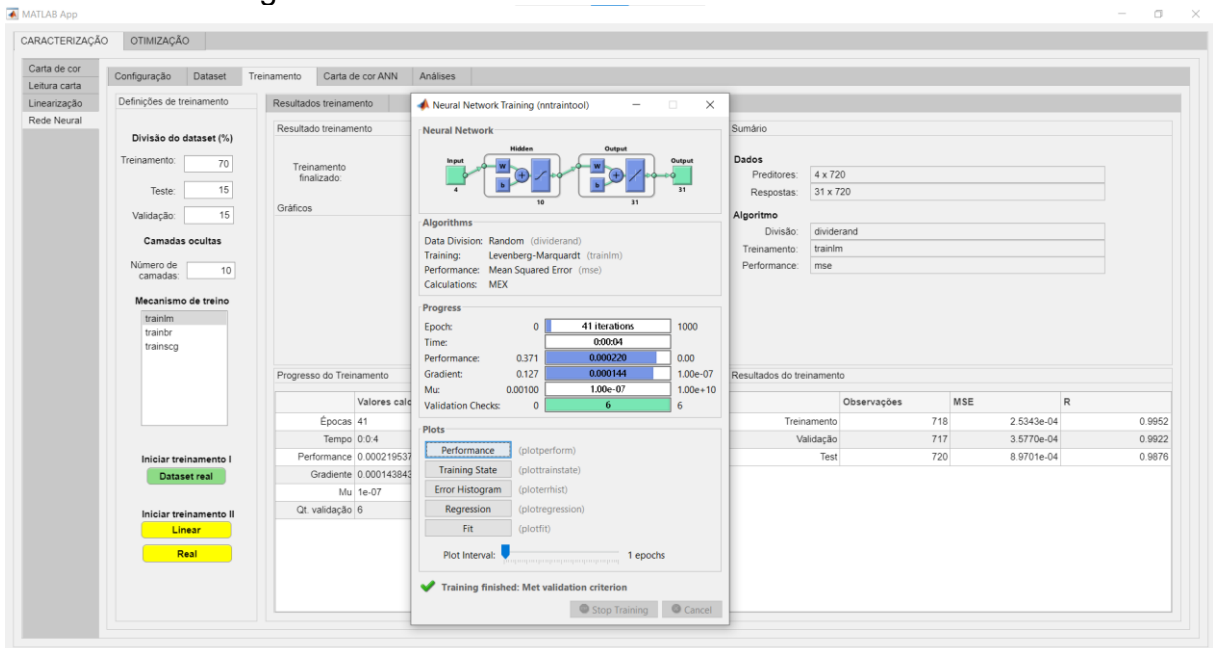
Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Figura 34. Tela para visualização gráfica da correção vetorial na tabela de consulta



Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Figura 35. Tela de treinamento de rede neural artificial



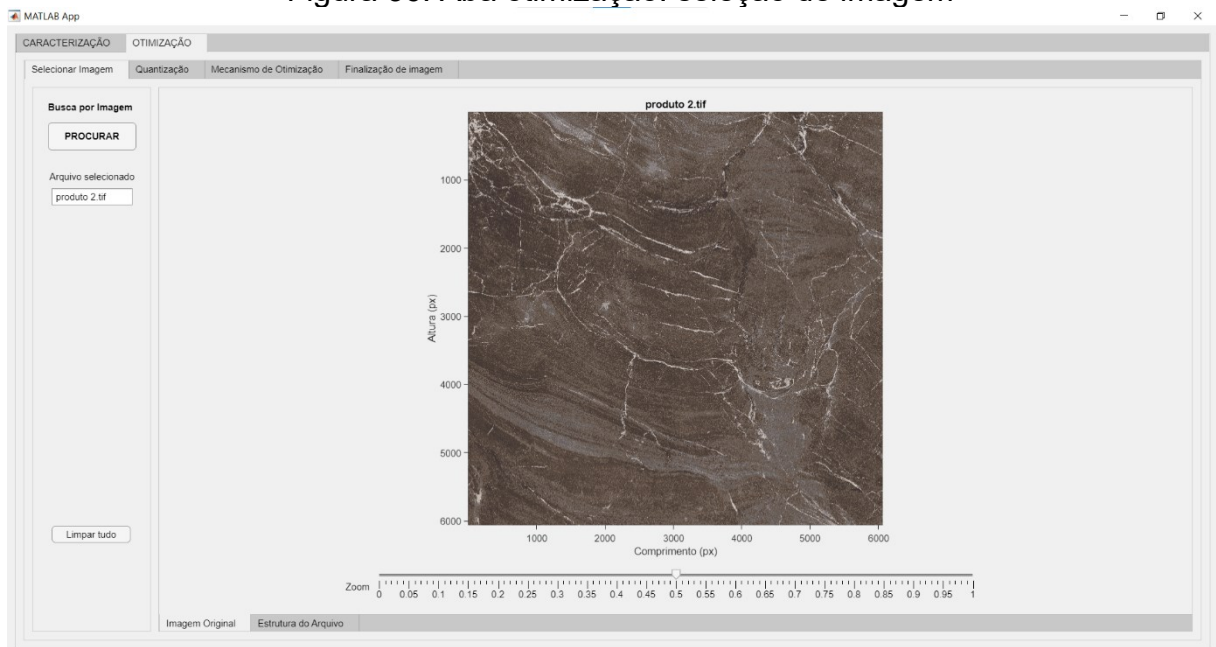
Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Na aba otimização é onde ocorre o processamento de uma imagem, possui os seguintes recursos e configurações:

- seleção de múltiplos formatos de imagens com visualização da estrutura de arquivo, Figura 36;

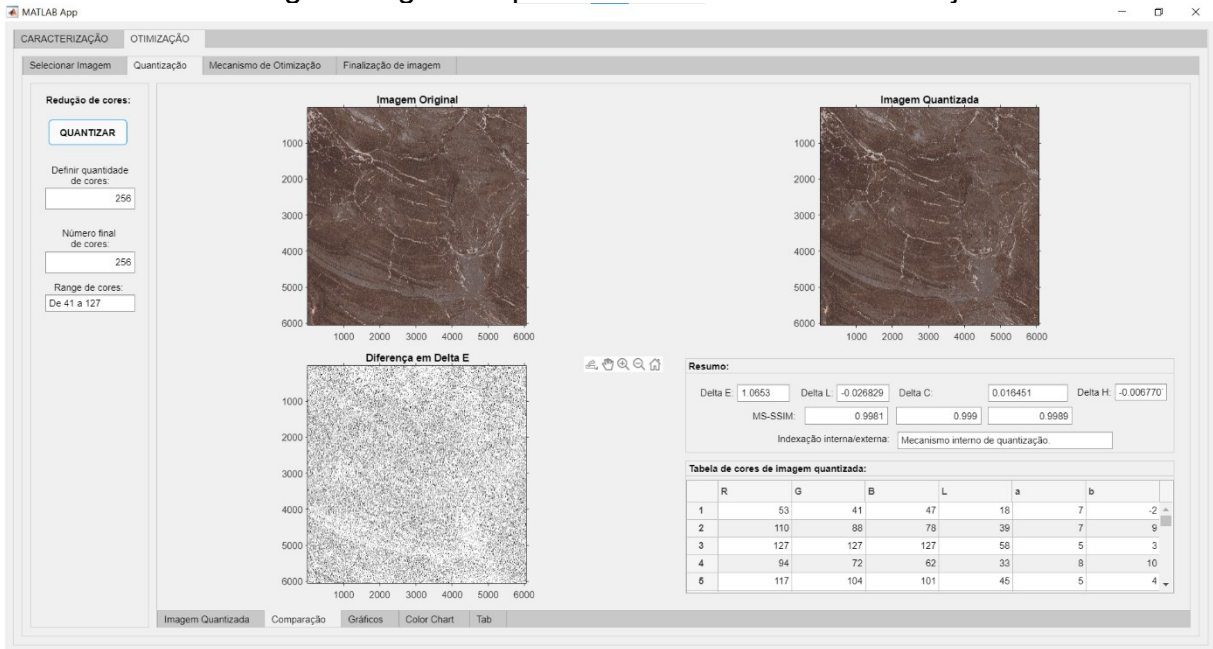
- quantização de imagem com a capacidade de configuração de qualquer quantidade de cores, visualização gráfica e métricas de diferenciação entre imagem original e quantizada, Figura 37. Geração de tabela de cores e apresentação da diminuição do volume de cores, Figuras 38 e 39;
- mecanismo de otimização, esta área do aplicativo foi desenvolvida para a escolha de um modelo de otimização de imagem (com ou sem a capacidade de paralelização no processamento), determinação da quantidade de pontos mais próximos das cores desejadas, visualização gráfica das diferenças entre imagens e suas métricas, Figuras 40 e 41. Geração de tabela de cores de uma dada imagem. Reotimização e comparação de resultados com outras reproduções pretéritas, Figuras 42 a 45;
- finalização de imagem em arquivo no formato tiff 8 bits, separado em 4 cores, com a possibilidade de utilização de um canal alpha adicional, Figura 46.

Figura 36. Aba otimização: seleção de imagem



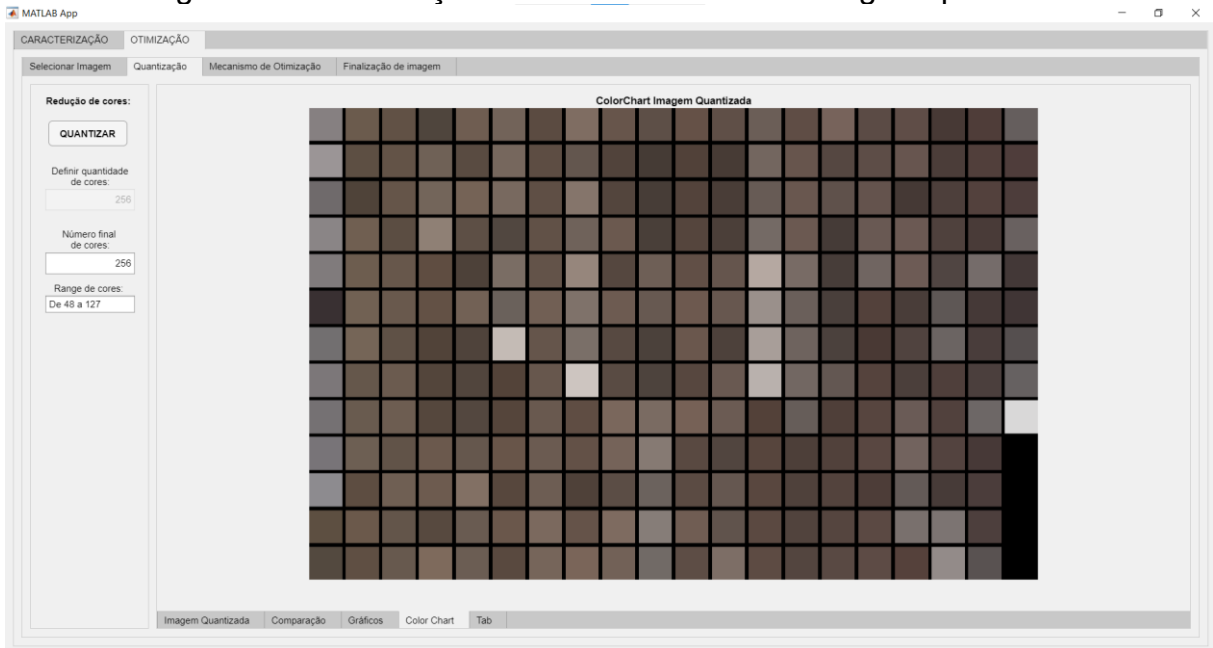
Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Figura 37. Tela de quantização de imagem com capacidade de avaliação visual entre imagens original e quantizadas e suas métricas adjacentes



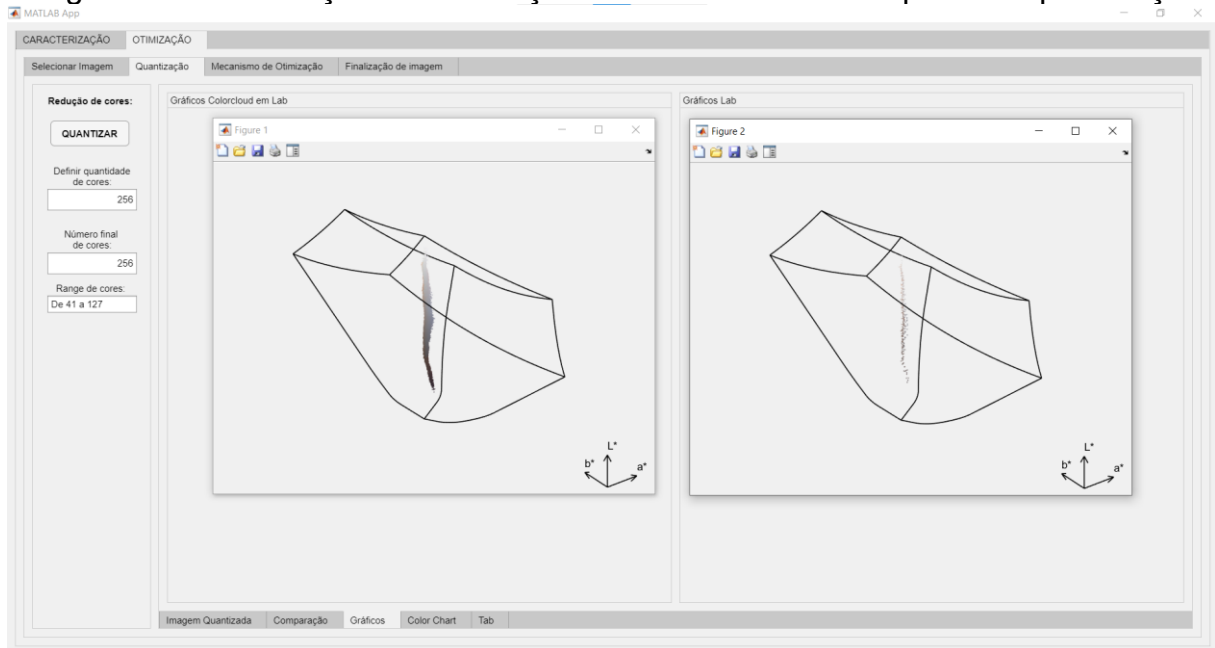
Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Figura 38. Visualização da tabela de cores da imagem quantizada



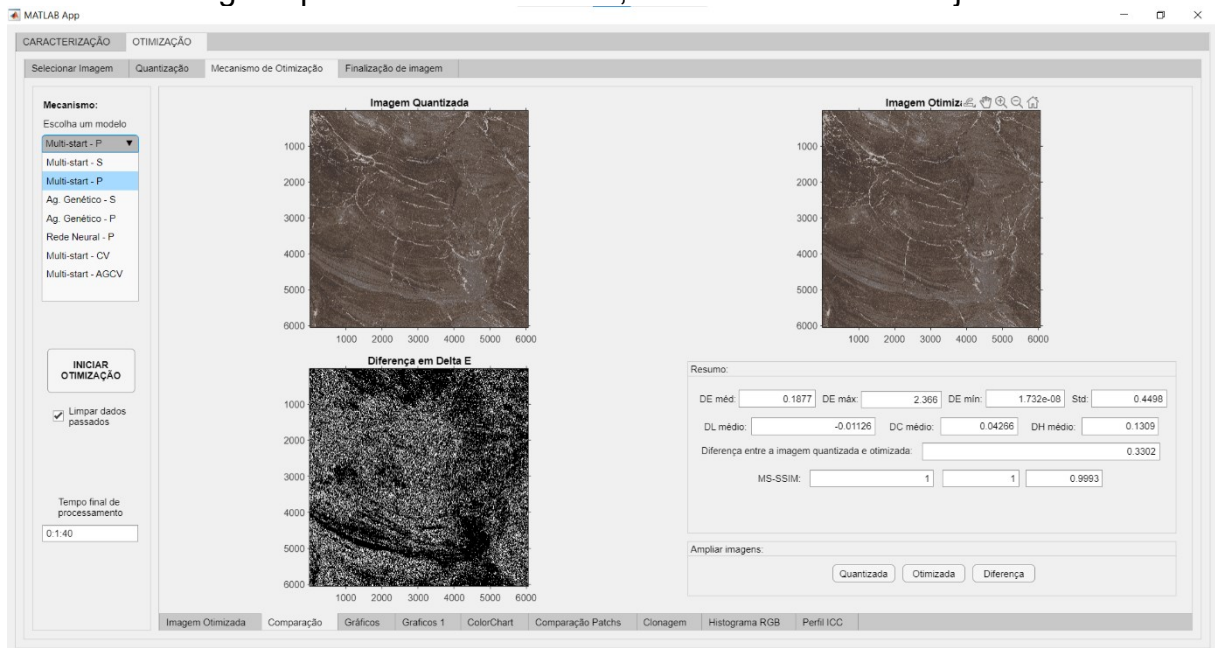
Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Figura 39. Visualização da diminuição do volume de cores a partir da quantização



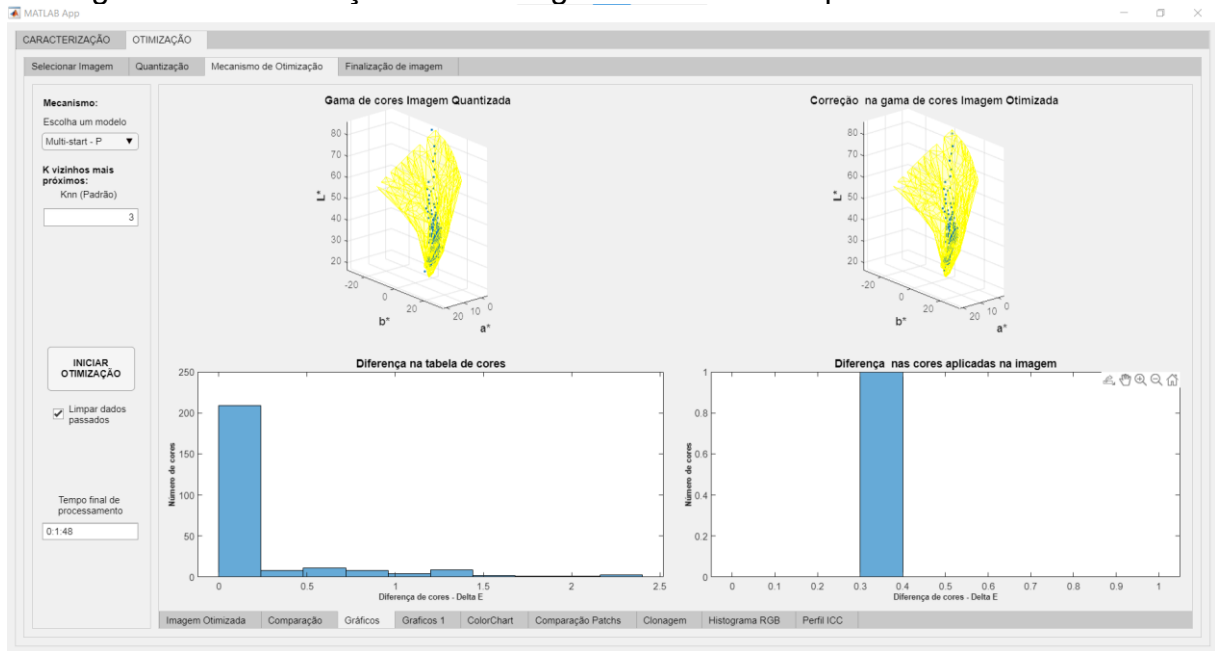
Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Figura 40. Tela de seleção de mecanismo de otimização, comparação visual entre imagem quantizada e otimizada, métricas de cálculo adjacente



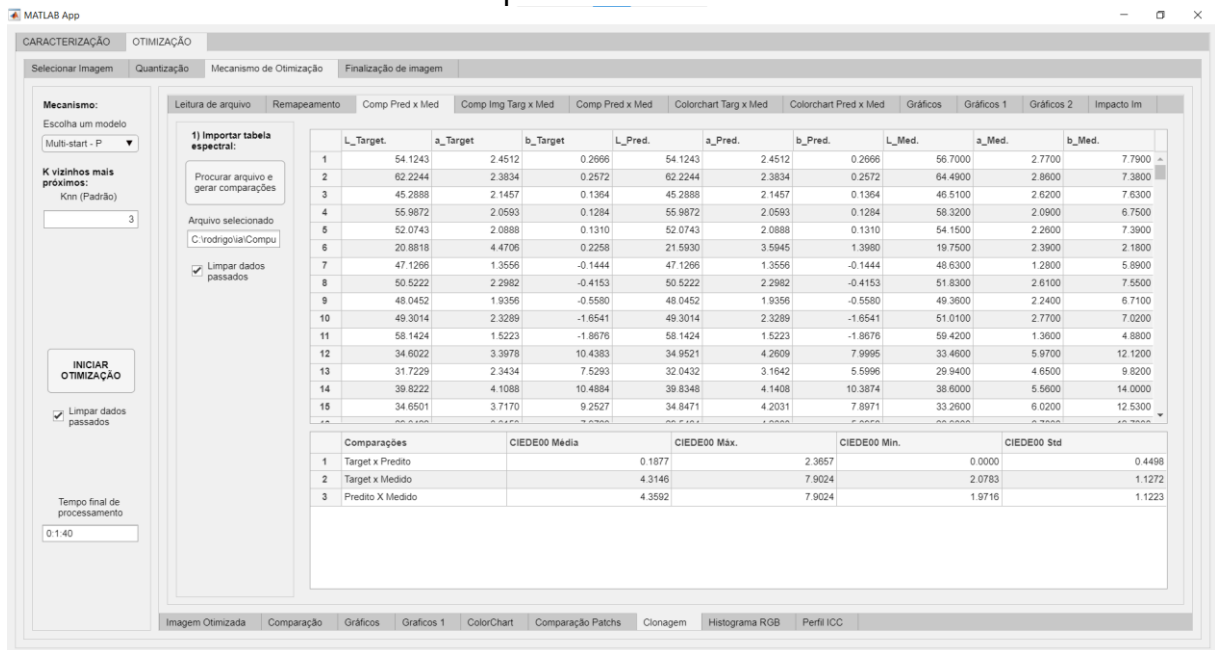
Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Figura 41. Visualização 3D e histogramas das cores quantizadas e otimizadas



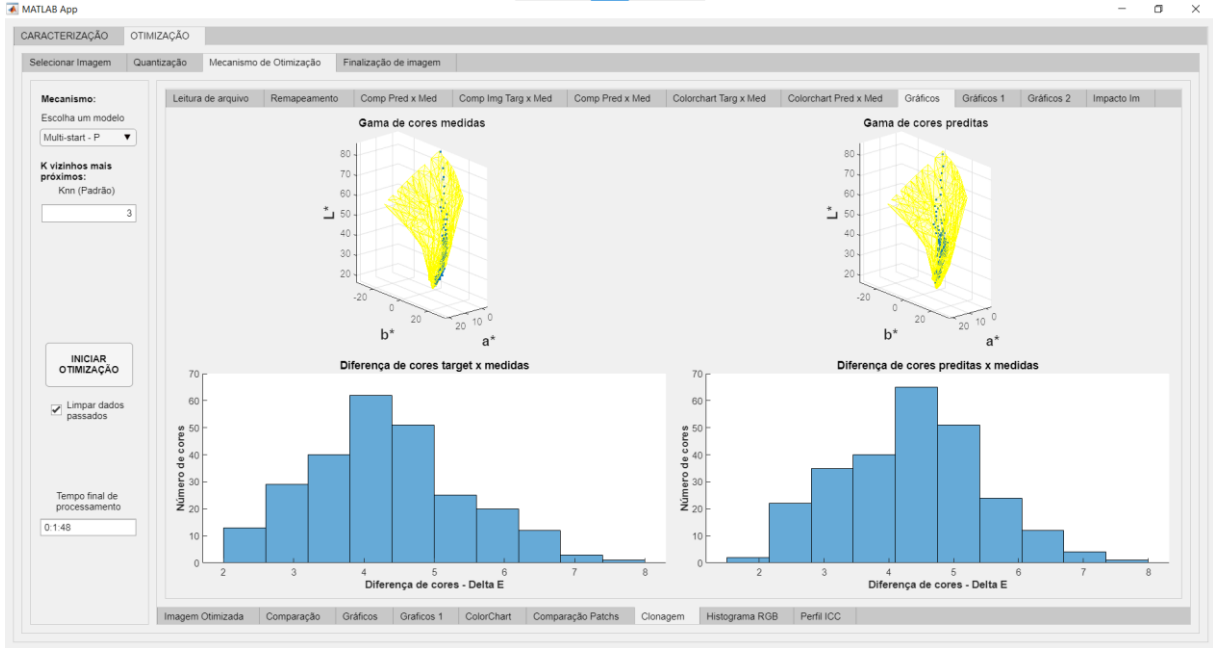
Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Figura 42. Tela de avaliação de resultados entre cores/imagens quantizadas, preditas e reais



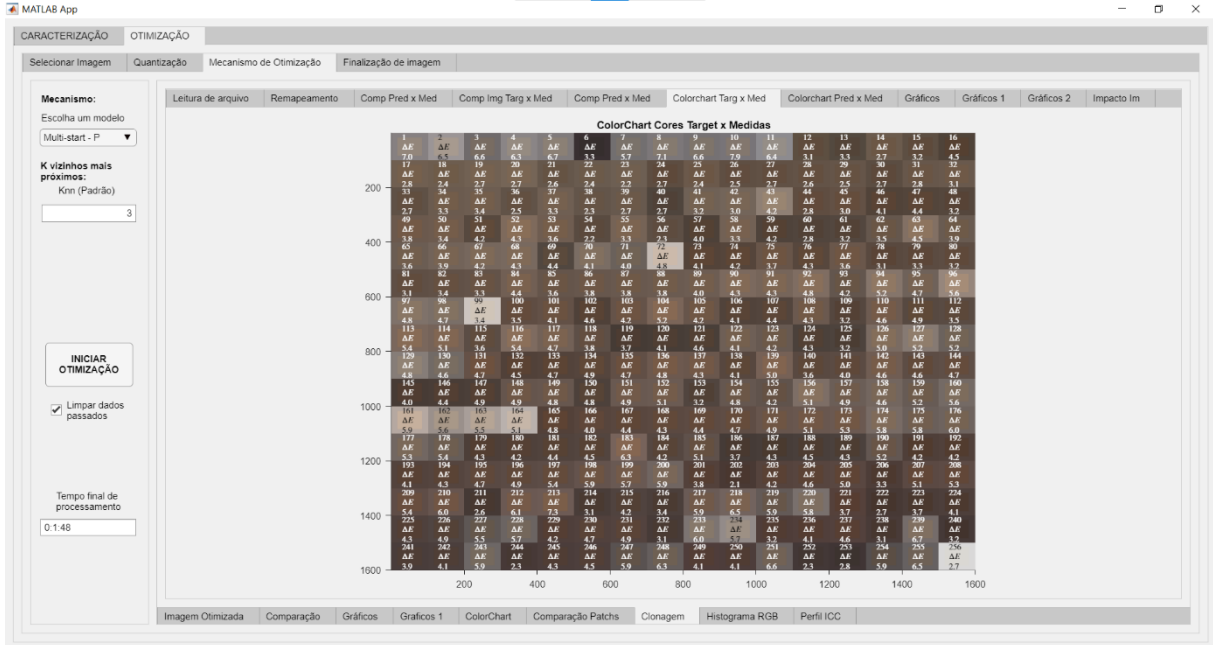
Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Figura 43. Capacidade de visualização 3D e histogramas das cores medidas e previstas



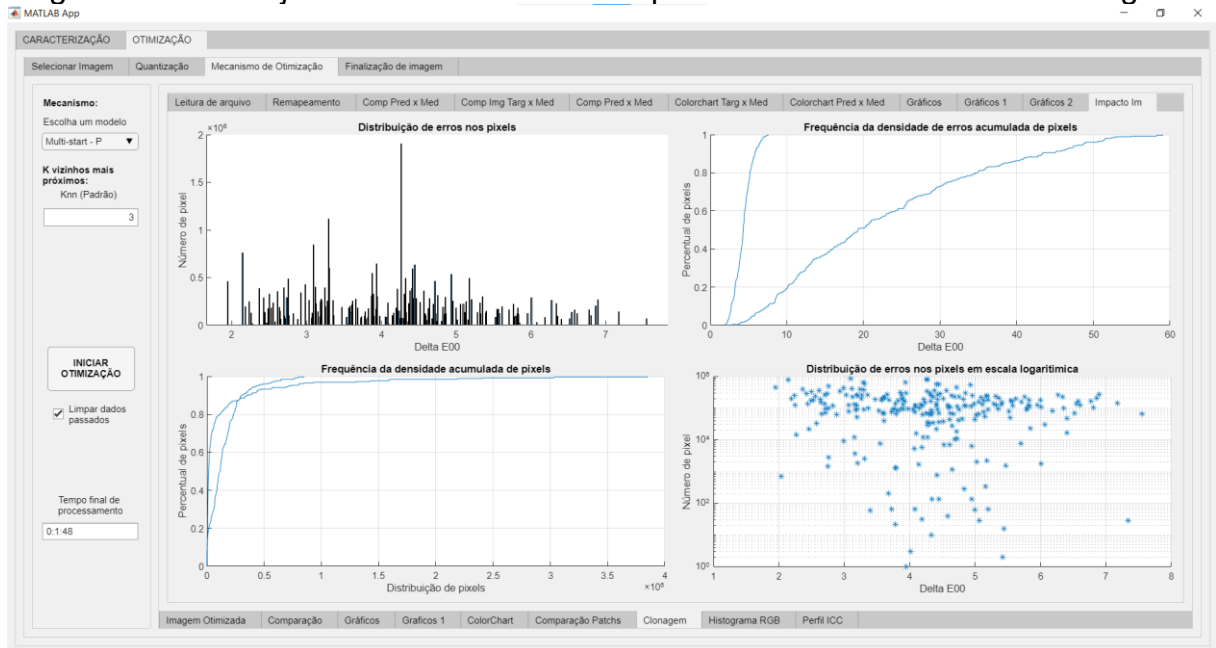
Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Figura 44. Tela desenvolvida para a visualização das diferenças entre as cores quantizadas x medidas e o erro associado



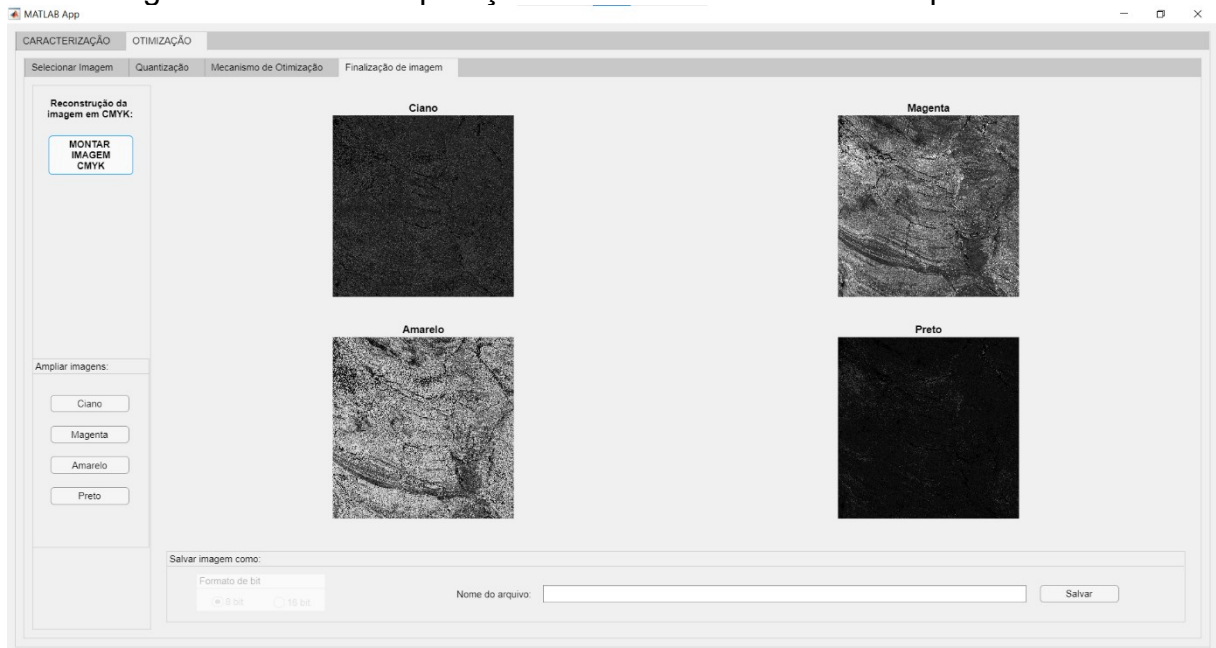
Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Figura 45. Tela cuja finalidade é avaliar o impacto do erro de cada cor na imagem



Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Figura 46. Tela de separação de cores em formato de arquivo tiff 8 bits

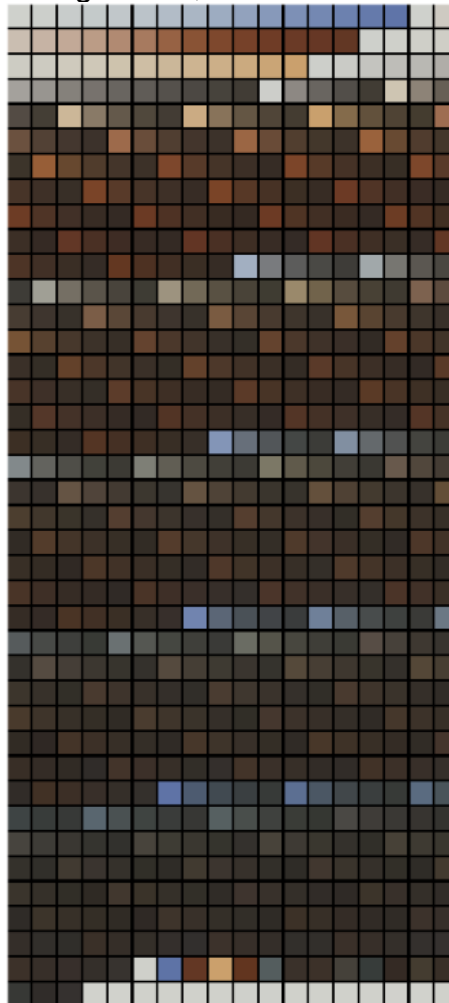


Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

4.2. CALIBRAÇÃO DOS MODELOS

A Figura 47 apresenta a impressão de uma tabela de calibração. Nela é possível observar o desenvolvimento das rampas e demais sobreposições de tintas sobre um substrato cerâmico. Devido a utilização de cabeçotes duplos de tinta marrom e preta, observar-se uma predominância de tons acastanhados e ausência de tons avermelhados. Os tons esverdeados são prejudicados em virtude da tonalidade e saturação da tinta amarela. Para a calibração do modelo YNSM utilizou-se somente as rampas para a determinação do fator n . Já para o treinamento da rede neural e para a correção vetorial foram utilizados todos os valores espectrais da tabela.

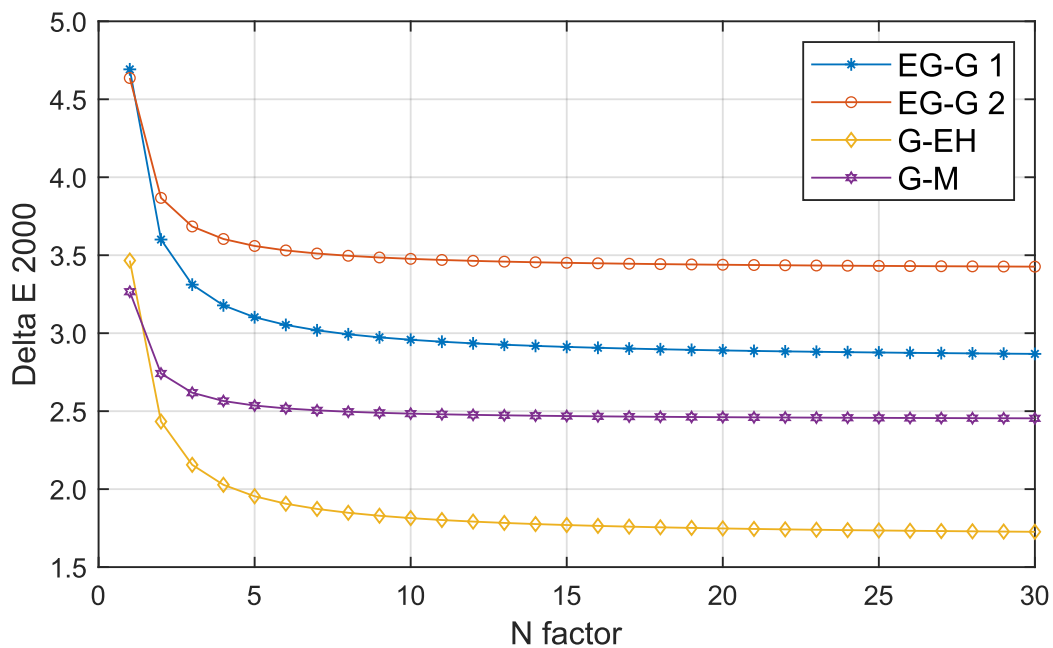
Figura 47. Desenvolvimento cromático da tabela de cores utilizada para calibração do modelo espectral de Neugebauer, redes neurais e correção vetorial



Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

A Figura 48, apresenta a determinação do fator n nos esmaltes testados, através da variação do erro de reprodução de curvas tonais, calculado sob a forma de Delta E 2000, em função de n . Observa-se que o Delta E 2000 reduz de modo assintótico em função do aumento do valor de n . Fica evidenciada a necessidade da correção proposta por Yule-Nielsen ao modelo de Neuguebauer. Fajarnes et al., (2008) obtiveram valores de n entre 20 a 30 para os sistemas cerâmicos que estudaram. O valor de $n = 30$, aplicado ao caso em questão, conduziu aos melhores resultados para todos os esmaltes considerados (PERIS-FAJARNÉS et al., 2008). Observa-se ainda maior erro na predição das cores para os esmaltes com superfície polida em relação aos de superfície fosca ou acetinada

Figura 48. Determinação do fator n em diferentes tipos de esmaltes



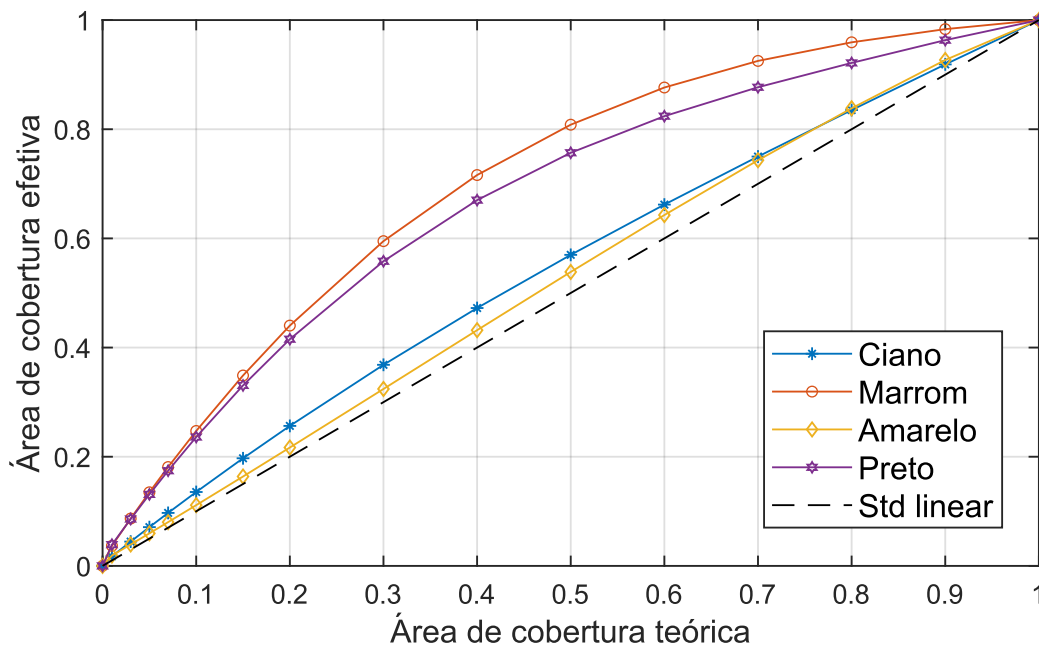
Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

A Figura 49 mostra o comportamento não linear entre a cobertura teórica de pontos e a cobertura efetiva das 4 tintas aplicadas no esmalto EG-G 1, utilizando-se um fator $n = 30$. As tintas, amarelo e ciano apresentam os menores espalhamentos e escurecimento, quando relacionadas a um padrão linear. Já as tintas, marrom e preto apresentam o maior ganho de ponto, isto está ligado diretamente aos cabeçotes duplos de impressão em ambos os canais.

Para conhecer a precisão da calibração no modelo direto de YNSN calcularam-se as distâncias euclidianas entre os valores medidos e os preditos das

cartas de calibração de cores (impressas em esmalte fosco, acetinado e polido) contendo 705 valores. A Tabela 1 demonstra que tanto os esmaltes EG-G1 e EG-G2, quanto o esmalte acetinado possuem uma média de erro entre os valores calculados e medidos muito parecida, tal predição pode ser considerada mediana. Muito embora o esmalte G-M (fosco) tenha apresentado uma média de erros semelhante aos demais, é pertinente ressaltar que tal esmalte apresentou um escurecimento e uma significativa degradação das cores em altos percentuais das tintas ciano, marrom, amarelo e preto. Acredita-se que tal efeito é resultado da reatividade química entre as tintas e o esmalte a 1215 °C.

Figura 49. Curva de espalhamento de tintas no esmalto EG-G 1



Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Tabela 1. Avaliação entre valores preditos e medidos da tabela de calibração do modelo espectral de Neugebauer em cartas de cores impressas em diferentes esmaltes e condições de processo

Esmalte	Delta méd.	E00	Delta máx.	E00	Delta min.	E00	Desvio Padrão
EG-G1 (polido)	3,25		12,0		0,039		2,13
EG-G2 (polido)	3,94		12,9		0,057		2,38
G-EH (acetinado)	3,60		12,8		0,058		2,62
G-M (fosco)	4,50		13,4		0,061		3,34

Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

A Tabela 2 mostra os resultados do treinamento das redes neurais artificiais e avaliação entre valores preditos e medidos da tabela de calibração. Todos os valores das métricas de treinamento (MSE e R^2) demonstraram excelente aprendizado. No entanto, a acurácia foi na mesma ordem de grandeza que os valores previstos pelo modelo YNSN em termos de previsão de delta E 2000 médio, no entanto o delta E 2000 máximo é o dobro em todos os casos. A rede treinada com o esmalte G-M não foi utilizada na impressão de imagens de produtos. Neste caso foi observada reatividade química entra a tinta e o esmalte, através da degradação das cores. As redes treinadas com os demais esmaltes foram utilizadas para a impressão de imagens de produtos.

Tabela 2. Treinamento das redes neurais artificiais e avaliação entre valores preditos e medidos da tabela de calibração em três tipos de esmaltes diferentes: fosco, acetinado e polido.

Esmalte	Treinamento (MSE) $\times 10^{-4}$	Treinamento (R^2)	ΔE_{00} méd.	ΔE_{00} máx.	ΔE_{00} min.	Desvio Padrão
EG-G1	5,44	0,994	4,38	36,1	0,489	4,45
EG-G2	2,80	0,995	4,60	37,9	0,237	4,19
G-EH	3,10	0,993	3,11	37,2	0,142	4,21
G-M	2,92	0,993	3,09	33,5	0,272	3,80

Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Comparando os dois modelos de predição de cores ressalta-se a robustez do modelo espectral de Neugebauer em relação às redes neurais, que mesmo em condições agressivas, como é a impressão cerâmica (em altas temperaturas), conseguiu desempenhar bem seu papel como preditor. Em contraponto, as redes neurais necessitam de tabelas de cores isentas de quaisquer defeitos: como reatividade química (esmalte/tintas), ferveilhados (bolhas abertas e aprisionadas dentro das camadas dos revestimentos), entre outros, para desta forma desempenhar seu papel como preditor de cores adequadamente. Uma outra observação em relação ao esmalte G-M, tal reatividade química deveria ser corrigida ou restringir-se os limites de deposição de tintas. Esta afirmação leva em consideração o histórico de lotes de produtos já produzidos, onde as cores de tais revestimentos possam ser pouco afetadas e desta forma a produtora cerâmica deseje continuar sua produção.

4.3. QUANTIZAÇÃO DE CORES

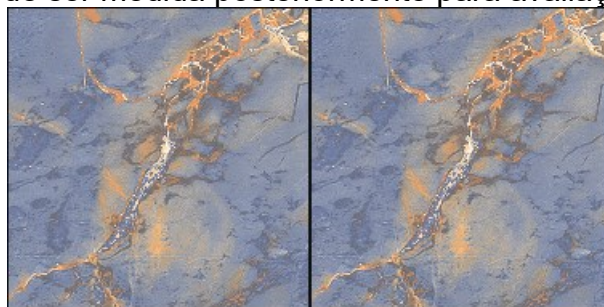
A Tabela 3 apresenta indicadores numéricos de diferença de cor, luminosidade, saturação, tonalidade e índice de similaridade para 4 produtos industriais. As diferenças foram calculadas comparando-se as imagens originais, contendo aproximadamente milhares de tons únicos, com cada imagem reduzida à 256 cores. É possível observar diferença numérica abaixo do limite de percepção usual do observador humano. Estes resultados demonstram a viabilidade de redução de cores para um número que pode ser mais facilmente medido, ajustado e conseqüentemente controlado num processo de fabricação. A Figura 50 mostra ampliações de partes de cada um dos produtos. No lado esquerdo estão as ampliações originais e a direita as reduções. Cada ampliação confirma visualmente o que os indicadores numéricos sugerem, que a redução de cores não modificou significativamente a luminosidade, saturação e tonalidade, bem como, o índice de similaridade demonstra que as imagens quantizadas são quase idênticas as originais.

Tabela 3. Efeito da quantização de cores em imagens de produtos cerâmicos no qual é possível observar a diferença média das cores nas imagens, bem como a variação de luminosidade, saturação, tonalidade e índice de similaridade (multi escala) dos canais RGB entre a imagem original e a remapeada

Produto	ΔE_{00}	ΔL	ΔC	ΔH	MS-SSIM
Produto 1	1,21	-0,176	0,029	0,053	[0,997; 0,998; 0,997]
Produto 2	1,07	-0,027	0,016	-0,007	[0,998; 0,999; 0,999]
Produto 3	1,03	-0,021	-0,017	-0,002	[0,998; 0,999; 0,998]
Produto 4	0,95	-0,030	-0,018	-0,038	[0,998; 0,998; 0,997]

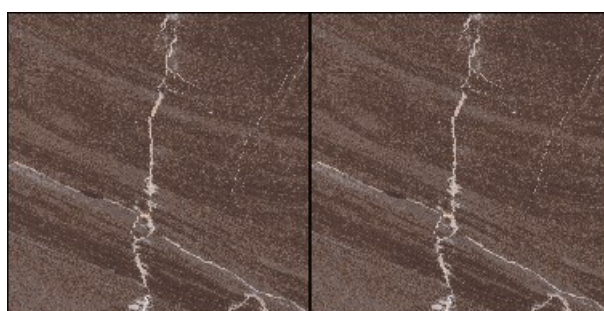
Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Figura 50. Redução de cores nos produtos 1, 2, 3 e 4, no qual a aproximação demonstra que não existem diferenças significativas entre as imagens originais (a, c, e, g) e as quantizadas (b, d, f, h). A partir de tal procedimento uma tabela de suas cores pode ser medida posteriormente para avaliação da impressão



(a)

(b)



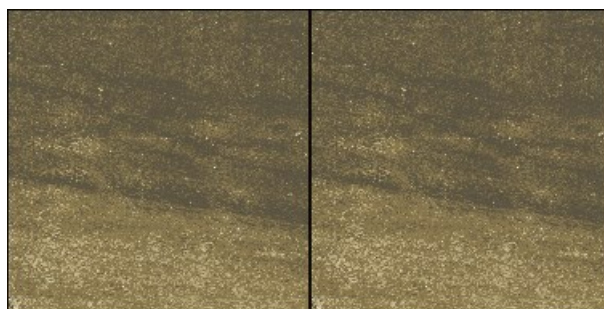
(c)

(d)



(e)

(f)



(g)

(h)

Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

4.4. OTIMIZAÇÃO DE CORES (SEPARAÇÃO)

A Tabela 4 apresenta os dados de simulação de separação de cores correspondentes aos 4 diferentes algoritmos empregados em função do número de pontos iniciais. Tais valores foram calculados utilizando-se o Produto 2 como imagem padrão e o esmalto EG-G1 (polido) como substrato, esse conjunto foi escolhido pelo fato de que todas as suas cores estão dentro da gama de impressão. Na tabela 4 é possível observar que em todos os casos a distância euclidiana calculada produziu valores abaixo de 1 (nível excelente), como destaque o valor mínimo foi calculado pelo MSANN. Esta análise apresenta a diferença média das cores calculadas, remapeadas em uma imagem predita e comparadas com a imagem quantizada. Na sequência destaca-se que tanto a variação de luminosidade, saturação, tonalidade e índice de similaridade em todos os algoritmos apresentaram também valores muito bons. O que significa que a imagem predita é virtualmente igual à imagem quantizada. Todavia no quesito tempo de processamento, o mecanismo MSANN apresentou valores ruins, isto é, longos tempo de processamento, quando são empregados mais do que 3 pontos iniciais na otimização. Nos demais, tais períodos de processamento podem ser aceitos sem grandes problemas. O que deve ser levado em consideração é se com um número intermediário de pontos iniciais o resultado já satisfaça o produtor, tanto em relação a diferenças cromáticas, quanto ao tempo de processamento requerido.

A Figura 51 apresenta o resultado de 58 impressões dos 4 produtos cerâmicos selecionados, processados em formatos, grafia, esmaltes (fosco, acetinado e polido) e linhas produtivas distintas, contendo também cores dentro e fora da gama de impressão. Ao todo foram lidas 14.848 cores provenientes das 58 tabelas de cores impressas. Cada cor foi remapeada aos seus respectivos pixels em cada imagem de produto. Com isso foi possível gerar e comparar uma nova imagem contendo cores medidas a cada imagem quantizada (target) e predita. Desta forma foi possível avaliar a performance de cada algoritmo, não somente em relação às cores (individualmente), mas também qual o impacto que cada cor produz em relação às imagens (medida, quantizada e predita). Em um primeiro momento percebe-se na Figura 51 que os algoritmos MS, MSAG e MSCV, produziram imagens com a menor diferença de cores (Delta E 00).

Tabela 4. Comparação da performance dos algoritmos de otimização na preparação (simulação) para a impressão. Os algoritmos são calculados utilizando-se com imagem padrão o produto e esmalte EG-G1 (polido). MS – multi-inicialização, MSAG – multi-inicialização a partir de algoritmo genético, MSANN - multi-inicialização hibridizado com redes neurais artificiais e MSCV multi-inicialização com correção vetorial

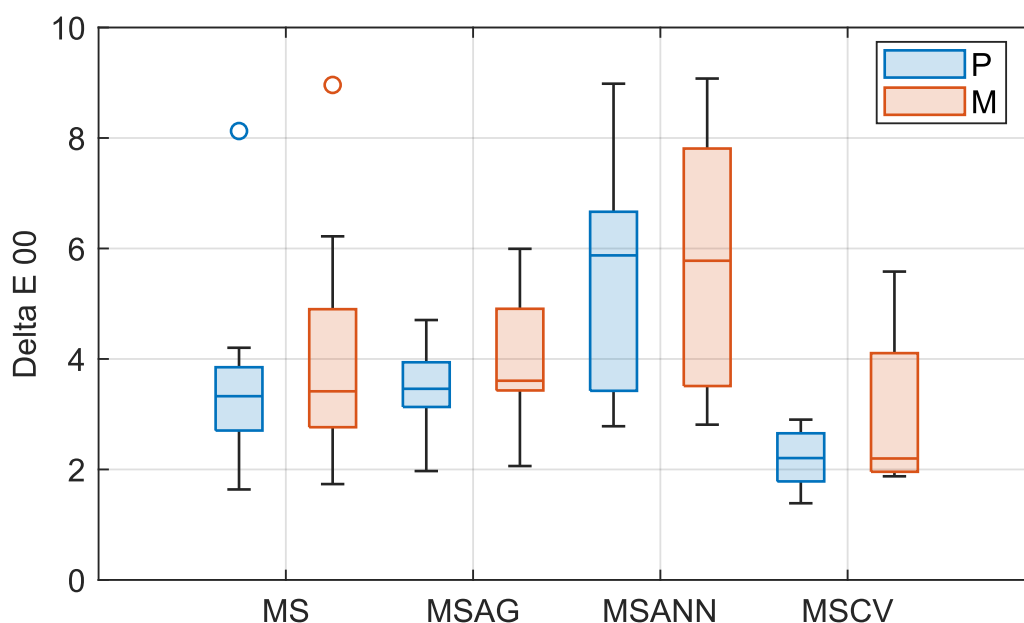
Mecanismo	Pontos iniciais	Tempo de process. (s)	$\Delta E00$ médio	ΔL médio	ΔC médio	ΔH médio	MS-SSIM
MS	1	26	0,703	-0,038	0,111	0,434	[0,999; 0,999; 0,998]
MS	3	81	0,674	-0,036	0,108	0,4315	[0,999; 0,999; 0,998]
MS	5	133	0,6724	-0,0353	0,107	0,430	[0,999; 0,999; 0,998]
MS	10	264	0,6711	-0,032	0,105	0,426	[0,999; 0,999; 0,998]
MSAG	1	382	0,7333	-0,026	0,100	0,487	[0,999; 0,999; 0,998]
MSAG	3	370	0,7575	-0,028	0,099	0,478	[0,999; 0,999; 0,998]
MSAG	5	372	0,7472	-0,031	0,095	0,488	[0,999; 0,999; 0,998]
MSAG	10	380	0,76	-0,029	0,101	0,477	[0,999; 0,999; 0,998]
MSANN	1	320	0,0152	-0,002	0,005	0,010	[1; 1; 1]
MSANN	3	859	0,0093	-0,002	0,002	0,005	[1; 1; 1]
MSANN	5	1428	0,0093	-0,002	0,002	0,005	[1; 1; 1]
MSANN	10	2840	0,0093	-0,002	0,002	0,005	[1; 1; 1]
MSCV	1	90	0,4623	-0,001	0,003	-0,490	[0,999; 0,999; 0,999]
MSCV	3	217	0,3433	-0,008	0,059	-0,388	[0,999; 0,999; 0,999]
MSCV	5	337	0,3141	-0,005	0,042	-0,347	[0,999; 0,999; 0,999]
MSCV	10	655	0,2931	-0,004	0,017	-0,342	[0,999; 0,999; 0,999]

Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

O algoritmo que produziu imagens com menores valor de $\Delta E00$ foi o modelo MSCV, tanto em relação aos valores preditos médios máximos próximos a 3, quanto aos preditos médios mínimos em torno a 1,5; já em relação a imagens quantizadas os valores variaram 1,8 a 5,5 (médias mínimas e máximas), com destaque a mediana calculada em torno de 2. Estes valores sugerem que tal algoritmo conseguiu produzir imagens com boa precisão, os valores superiores são referentes a imagens com cores fora da gama de impressão, cujo resultado já é esperado ser maior que os demais. O algoritmo MS produziu imagens de boa a média precisão, com uma mediana em torno de 3,3, não conseguiu superar em nenhum momento ao modelo MSCV. Já em relação aos valores obtidos através do algoritmo genético (MSAG), os dados indicam que o mesmo configurado com 100 gerações, o que requer um tempo maior de processamento, não produziu imagens de superior precisão aos demais; as imagens produzidas são ligeiramente menos precisas. Por

fim, as redes neurais artificiais que na análise anterior de simulação produziu os melhores resultados, não apresentou a mesma performance, os dados indicam que tanto em relação aos valores preditos quanto aos alvos quantizados (target), o algoritmo produz imagens com maiores diferenças cromáticas.

Figura 51. Performance dos 4 algoritmos em 58 imagens impressas nos esmaltes fosco, acetinado e polido. Em cada algoritmo é possível observar duas divisões na dados, representando a diferença média de cores medidas em relação aos valores preditos (azul) e target (vermelho) das imagens. As caixas azuis e vermelhas apresentam a variabilidade de precisão de cada algoritmo, desconsiderando os pontos estrangeiros. Em relação a simetria podemos observar tanto dados simétricos quanto assimétricos (positivos e negativos) como tendência numérica. De uma forma geral é possível observar o menor erro entre os valores reais e calculados (preditos) nas imagens produzidas



Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

4.5. AVALIAÇÃO DE IMAGEM IMPRESSA

A tabela 5 apresenta os resultados dos remapeamentos das leituras espectrais das tabelas de cores dos produtos 1 e 2 e suas comparações com as imagens quantizadas e preditas. Nela observa-se que o algoritmo MSCV produziu imagens impressas de excelente qualidade, muito similares às suas imagens quantizadas e preditas. As distâncias euclidianas médias (Delta E 00) para o produto 1 e 2 foram 63% e 46% menores do que as imagens produzidas pelo MSANN (rede

neural). O algoritmo MSCV também foi superior aos algoritmos MS e MSAG em relação ao Delta E 2000 para o produto 1 com cerca de 28 e 37% e para produto 2 com cerca de 53 e 58%. Em relação a outras comparações, o algoritmo MSCV também superou aos demais em praticamente todas as comparações entre diferença de luminosidade, saturação e tonalidade, como também, no índice de similaridade com a imagem quantizada.

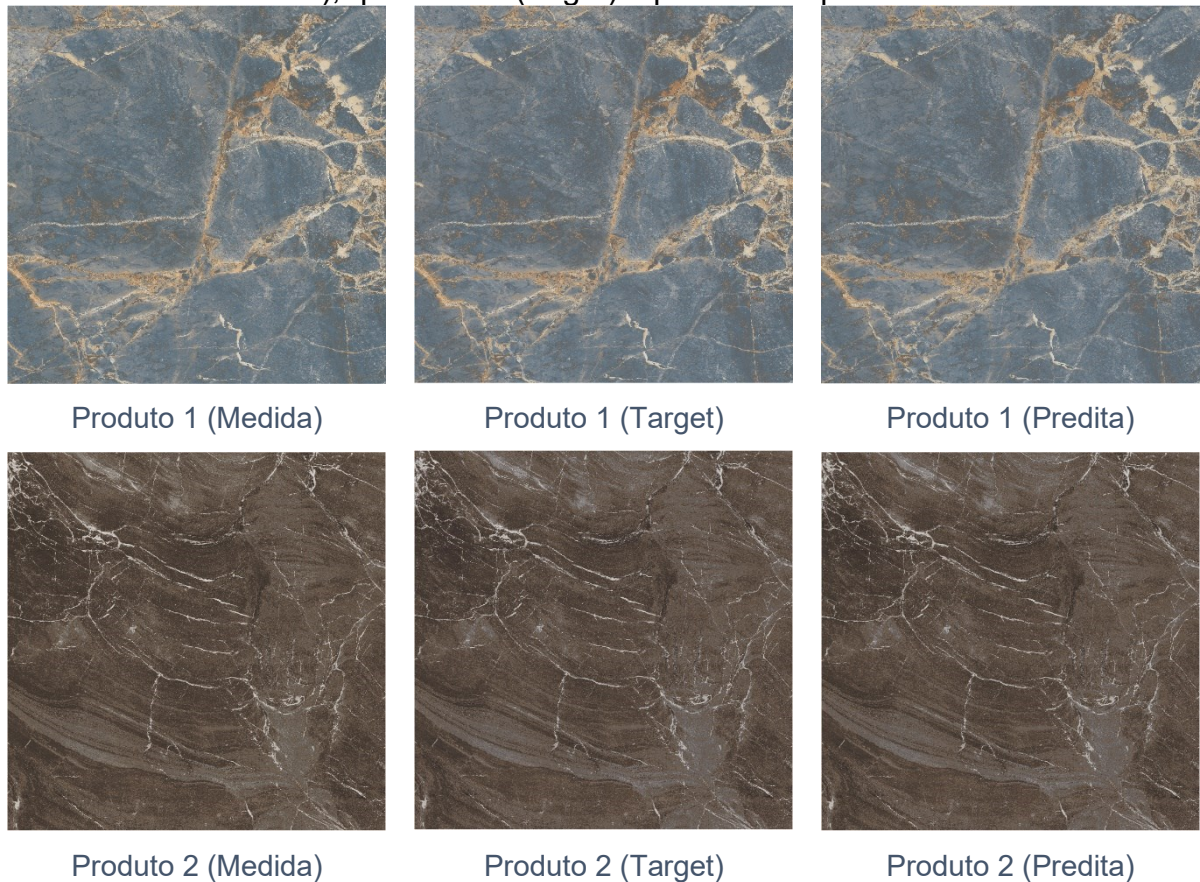
Tabela 5. Comparação entre a imagem remapeada (valores medidos) do produto 1 e 2 (impresso sob o esmalte EG-G1 - polido) às imagens quantizadas (target) e preditas. A partir desta comparação é possível observar a diferença média da distância euclidiana, luminosidade, saturação e tonalidade de cada cor localizada em cada pixel de todas linhas e colunas, bem como, o índice de similaridade entre a imagem remapeada e a imagem quantizada

Algoritmo	Imagem	ERRO TARGET X MEDIDO				ERRO PREDITO X MEDIDO				MS-SSIM
		ΔE_{00}	ΔL	ΔC	ΔH	ΔE_{00}	ΔL	ΔC	ΔH	
MS	Prod 1	3,144	1,429	-0,764	-0,451	3,294	1,489	0,949	-0,700	0,994; 0,983; 0,930
MSAG	Prod 1	3,606	1,446	-0,242	-0,533	3,861	1,514	0,445	-0,966	0,993; 0,979; 0,936
MSANN	Prod 1	6,154	-3,958	-1,546	-1,896	6,252	-3,915	-1,402	-2,022	0,922; 0,911; 0,932
MSCV	Prod 1	2,243	0,384	-0,107	-0,328	2,334	0,4309	0,19	-0,435	0,991; 0,990; 0,959
MS	Prod 2	4,127	-0,705	3,355	1,121	4,2	-0,741	3,668	1,726	0,985; 0,991; 0,994
MSAG	Prod 2	4,627	-0,119	4,027	1,54	4,705	-0,148	4,133	2,132	0,998; 0,992; 0,989
MSANN	Prod 2	3,569	1,37	-0,556	2,43	3,564	1,36	-0,536	2,351	0,968; 0,959; 0,949
MSCV	Prod 2	1,949	-0,374	0,696	1,082	1,869	0,382	0,755	0,652	0,990; 0,995; 0,995

Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

A Figura 52 demonstra visualmente os resultados apresentados na tabela 5, que as imagens dos produtos 1 e 2, produzidas pelo algoritmo MSCV são muito parecidas com as imagens-alvo.

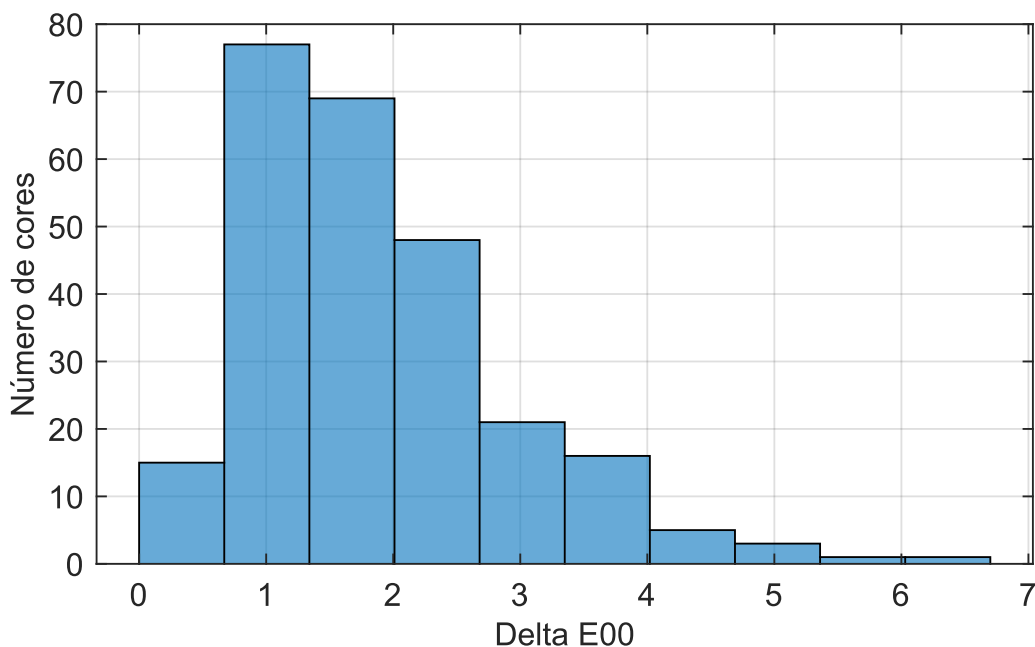
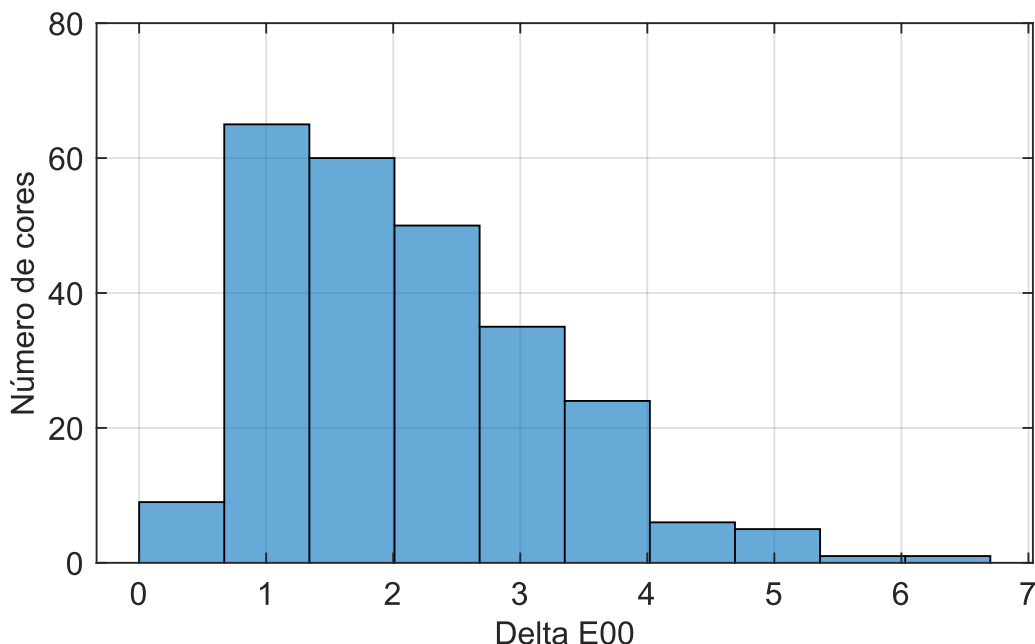
Figura 52. Demonstração de similaridade entre imagem remapeada (valores medidos), quantizada (target) e predita dos produtos 1 e 2



Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

A Figura 53 apresenta dois histogramas referentes às distâncias euclidianas de cores impressas (Delta E00) pela quantidade de cores (256) oriundas da leitura da tabela de cores do produto 2, produzidas pelo algoritmo MSCV. O histograma superior corresponde aos erros entre os valores medidos e target (cores quantizadas), já o inferior observa-se os erros entre os valores medidos e calculados. Os dados sugerem que os 256 valores medidos estão mais próximos e mais ajustados aos preditos do que das cores quantizadas (target).

Figura 53. Distribuição dos erros da distância euclidiana (DeltaE00) em relação ao número de cores (256) da tabela de cores do produto 2. O histograma superior apresenta a distribuição entre os valores medidos e os valores alvo desejados, já no inferior os valores medidos e preditos. Como é possível perceber os dados medidos estão mais próximos aos preditos

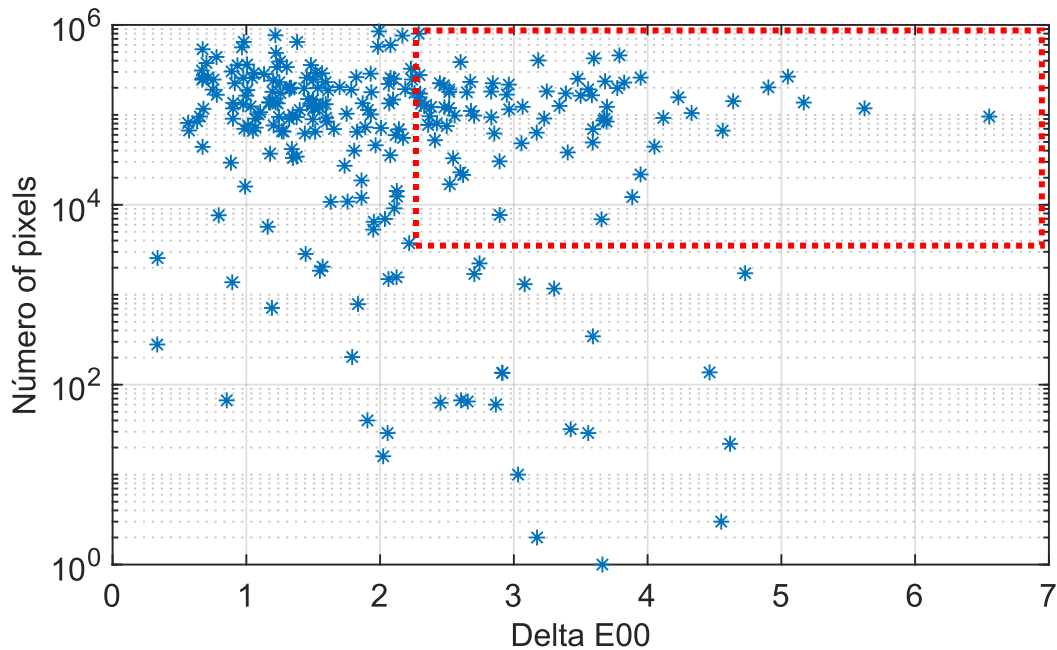


Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Com a introdução de cada cor lida em seu mapa de imagens é possível avaliar qual impacto cada cor possui na imagem impressa quando comparada as imagens quantizadas ou preditas. A Figura 54 detalha o impacto individual das cores

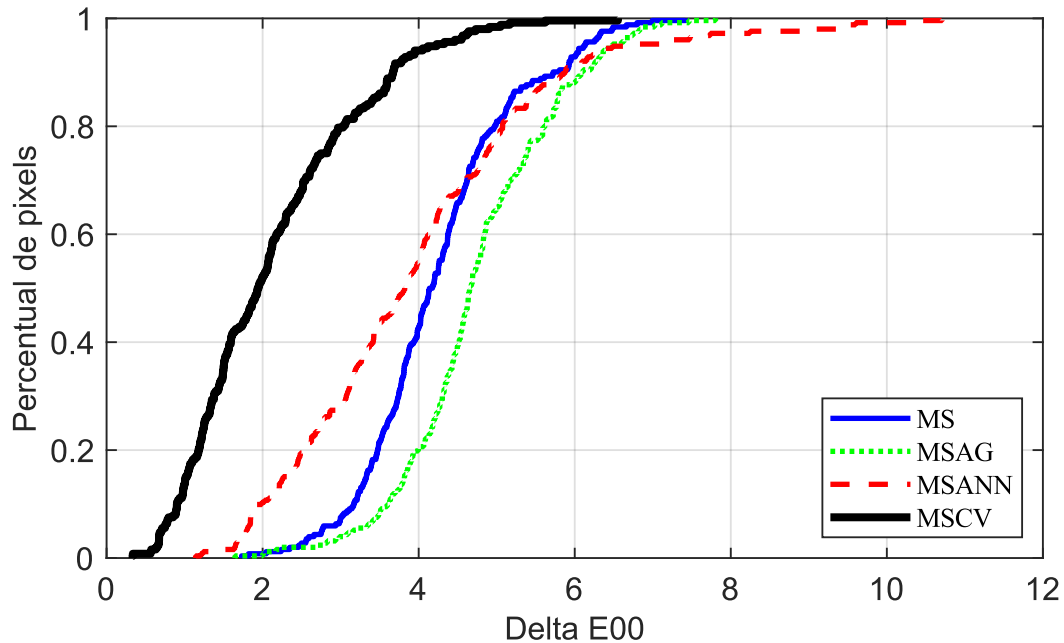
do produto 2, no qual percebe-se claramente que a maior densidade de pixels com menores valores de distância euclidiana (ΔE_{00}), situam-se abaixo de 2,3. Percebe-se também quais cores necessitariam ser reotimizadas (dentro da linha tracejada em vermelho), para uma diminuição considerável do erro (ΔE_{00}) entre a imagem medida e a predita. Todavia, somente através da visualização da Figura 55 fica mais claro, através da linha grossa, representando o algoritmo MSCV, que o percentual de 35% de cores com erros acima de 2,3 do total dos 36 milhões de pixels do mapa de imagem. Nos outros algoritmos a quantidade de pixels com erros acima de 2,3 é superior a 75%.

Figura 54. Distribuição de erros nos pixels, cuja finalidade é visualizar quais cores estão mais impactando na qualidade da imagem impressa



Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

Figura 55. Distribuição de erros em função do percentual de pixels na imagem impressa



Fonte: elaborado pelo autor, (2023)

5. CONCLUSÃO

Neste trabalho foi proposta uma abordagem para aprimorar o acurácia na reprodução de cores em revestimentos cerâmicos decorados por impressora jato de tinta. O método está baseado no uso de modelo espectral proposto por Neugebauer e modificado por Yule-Nielsen (YNSN). A este modelo foi aplicada uma função de correção vetorial, algoritmo de quantização de cores e algoritmo de otimização de múltiplas inicializações. Após a aplicação do método à produtos industriais em três linhas de produção de uma indústria de revestimentos cerâmicos brasileira verificou-se que:

- O modelo fenomenológico espectral de Neugebauer modificado por Yule-Nielsen juntamente com a correção vetorial (YNSN-CV) produziram uma saída de impressão mais confiável e robusta em comparação com a rede neural artificial. O modelo YNSN-CV apresentou a melhor performance dentre todos os avaliados, inclusive

para a reprodução de cores que estejam fora da gama de cores para o conjunto de tintas disponível. A rede neural produziu resultados bons, porém o desempenho foi prejudicado em seu treinamento devido a defeitos superficiais decorrentes da queima das peças cerâmicas. Desta forma seu uso não gerou o mesmo nível de confiança em relação ao modelo YNSN-CV.

- A técnica de quantização de imagens mostrou-se apropriada para reduzir o número de cores únicas para reproduzir a imagem na peça. Após a aplicação da técnica foi muito difícil perceber a diferença de cores, luminosidade, saturação e tonalidade. A redução de milhões de cores para 256 cores permite medições espectrais e criar banco de dados de referência que auxiliam o gerenciamento das impressões durante um ciclo de produção ou em diferentes lotes.
- A utilização de processamento paralelo nas otimizações reduziu consideravelmente o tempo de processamento, tornando esta técnica de otimização viável para ser aplicada na indústria.
- A utilização do Matlab como ambiente de desenvolvimento promoveu uma redução considerável no tempo de construção do aplicativo. Isto é devido ao fato de que o Matlab contém diversos recursos nativos de processamento de imagem, cálculo e otimização, machine learning, geração de executáveis, além de muitas funções complementares. O aplicativo compilado final funcionou perfeitamente, sem erros de execução e com uma boa performance.

TRABALHOS FUTUROS

Seria interessante ampliar a comparação com mais modelos, por exemplo: perfil de cores ICC, Clayper-Yule, Kulbeka-Munk hibridizado com YNSN e com a correção vetorial, redes neurais convolucionais (CNN). Desta forma, verificar qual produz maior exatidão na inversão de cores.

Como o substrato cerâmico possui características diferenciadas das mídias convencionais, avaliar a inclusão de novos parâmetros físicos na equação espectral de Neugebauer modificada por Yule-Nielsen, poderia aumentar a exatidão do modelo.

REFERÊNCIAS

ABE, S.; MARCU, G. **Neural network approach for RGB to YMCK color conversion**. IEEE Region 10's Annual International Conference, Proceedings. **Anais...**1995.

ABNT. **ABNT NRB ISO 10545-16 - Placas cerâmicas - Parte 16: Determinação de pequenas diferenças de cor**. Associação Brasileira de Normas Técnicas, 2020.

ABRARDO, A. , C. V. , C. M. , M. A. **Artworks color calibration using the VASARI scanner**. Proc. IS&T and SID's 4th Color Imaging Conference: Color Science, Systems and Applications. **Anais...**1996.

ASTM. D2244 – 16: Standard practice for calculation of color tolerances and color differences from instrumentally measured color coordinates. **ASTM International**, 2016.

BALASUBRAMANIAN, R. Optimization of the spectral Neugebauer model for printer characterization. **Journal of Electronic Imaging**, v. 8, n. 2, 1999.

BARTELS, A.; ZEKI, S. The architecture of the colour centre in the human visual brain: New results and a review. **European Journal of Neuroscience**, v. 12, n. 1, 2000.

BELTRAMI, A.; COSTA, M. DA. A Medição das Cores em Cerâmica Digital. **Cerâmica Industrial**, v. 18, n. 2, 2013.

BERNS, R. S. **Billmeyer and Saltzman's: Principles of color technology: Fourth edition**. [s.l: s.n.].

BINYU WANG, B. W.; HAISONG XU, H. X.; M. RONNIER LUO, M. R. L. Color separation criteria for spectral multi-ink printer characterization. **Chinese Optics Letters**, v. 10, n. 1, 2012.

BRAGA, A. DE P.; CARVALHO, A. P. DE L. F. DE; LUDERMIR, T. B. **Redes Neurais Artificiais: Teoria e Pratica**. [s.l: s.n.].

BRIGGS, D. **The Dimensions of Color**. 2020. Disponível em: <<http://www.huevaluechroma.com>>. Acesso em: 8 nov. 2022.

BRINDLEY, G. S. Human colour vision. **Progress in biophysics and biophysical chemistry**, v. 8, 1957.

BRITANNICA, T. E. OF E. **Munsell colour system**. **Encyclopedia Britannica**, 2018. Disponível em: <<https://www.britannica.com/science/Munsell-color-system>>. Acesso em: 5 mar. 2023

BURGER, W.; BURGE, M. J. **Digital Image Processing**. 3ª Edition ed. [s.l: s.n.].

CANTANE, D. R.; CONTHARTEZE, E. G.; OLIVEIRA, A. R. L. Método de Pontos Interiores Barreira Logarítmica Preditor-Corretor Especializado para o Problema de Regressão pela Norma Lp. **TEMA (São Carlos)**, v. 13, n. 3, 2012.

CHEN, D.; URBAN, P. Deep learning models for optically characterizing 3D printers. **Optics Express**, v. 29, n. 2, 2021.

CHEN, Y. et al. **A Multi-Ink Color-Separation Algorithm Maximizing Color Constancy**. Final Program and Proceedings - IS and T/SID Color Imaging Conference. **Anais...**2003.

CHOW, T.; CHO, S.-Y. **Neural Networks and Computing Learning Algorithms and Applications**. [s.l: s.n.].

CLARK, A. Perception: Color. Em: **A Companion to Cognitive Science**. [s.l: s.n.].

CLAUSELL, J. J.; ORTIZ, L.; MIRA, J. Design Cerâmico Adaptado à Impressão Digital. **Cerâmica Industrial**, v. 17, n. 3, 2012.

CONGJUN, C.; JING, S. **Study on Color Space Conversion between CMYK and CIE L*a*b* Based on Generalized Regression Neural Network**. 2008.

DESHPANDE, K. N -colour separation methods for accurate reproduction of spot colours by University of the Arts London for the degree of PhD. **Doktorarbeit University of the Arts, London**, n. June, 2015.

DU, D.-Z.; PARDALOS, P. M.; WU, W. History of Optimization. Em: **Encyclopedia of Optimization**. [s.l: s.n.].

DURST. **SÉRIE GAMMA DG**. Disponível em: <<https://www.durst.com.br/produtos/ceramica>>. Acesso em: 8 nov. 2022.

EFI. **Produza decoração de azulejos que seu mercado demanda**. Disponível em: <https://www.efi.com/library/efi/documents/1282/efi_cretaprint_p4_br_pt_br.pdf>. Acesso em: 8 nov. 2022.

ETHEM, A. **Introduction to Machine Learning Second Edition Adaptive Computation and Machine Learning**. [s.l: s.n.].

FEITOSA-SANTANA, C. et al. Color space. **Psicologia USP**, v. 17, n. 4, 2006.

FIACCO, A. V.; MCCORMICK, G. P. Computational Algorithm for the Sequential Unconstrained Minimization Technique for Nonlinear Programming. **Management Science**, v. 10, n. 4, 1964.

FREZZA, G.; CAPOCCI, M. Thomas Hunt Morgan and the invisible gene: the right tool for the job. **History and Philosophy of the Life Sciences**, v. 40, n. 2, 2018.

FRISCH, K. R. **The Logarithmic Potential Method of Convex Programming**. Oslo: University of Oslo, 1955.

FURIAN, P. H. **Espectro eletromagnético**. SHUTTERSTOCK.COM, 2022. Disponível em: <<https://www.shutterstock.com/pt/image-vector/electromagnetic-spectrum-144068875>>. Acesso em: 5 mar. 2022

GOLDBARG, M. C. **OTIMIZAÇÃO COMBINATÓRIA E PROGRAMAÇÃO LINEAR Modelos e Algoritmos**. [s.l: s.n.]. Disponível em: <www.elsevier.com.br>.

GOMES, J.; VELHO, L. **Image Processing for Computer Graphics**. [s.l: s.n.].

GONG, S.; LIU, C.; JI, Y. **Advanced Image and Video Processing Using MATLAB**. [s.l: s.n.]. v. 2

GREEN, P. J.; MACDONALD, L. W. **Colour Engineering**. [s.l.] Wiley, 2002.

GUO, J.; XU, H.; LUO, M. R. 一种基于分格状Neugebauer模型的彩色打印系统光谱特征化新方法. **Chinese Optics Letters**, v. 8, n. 11, 2010a.

GUO, J.; XU, H.; LUO, M. R. 一种基于分格状Neugebauer模型的彩色打印系统光谱特征化新方法. **Chinese Optics Letters**, v. 8, n. 11, 2010b.

HAGAN, M. **Neural Network Design 2nd Edition**. [s.l.] Softcover, 2014.

HAYKIN, S. **Neural networks: a comprehensive foundation by Simon Haykin. The Knowledge Engineering Review**, 1999.

HEESEN, R. **The Young-(Helmholtz)-Maxwell Theory of Color Vision *2015**. [s.l: s.n.].

HERSCH, R. D.; CRETE, F. **Improving the Yule-Nielsen modified Neugebauer model by dot surface coverages depending on the ink**

superposition conditions. Color Imaging X: Processing, Hardcopy, and Applications. **Anais...**2005.

HERSCH, R. D.; HÉBERT, M. Base Models for Color Halftone Reproduction. Em: **Handbook of Digital Imaging**. [s.l: s.n.].

HEUBERGER, K. J.; JING, Z. M.; PERSIEV, S. **Color Transformations and lookup tables.** TAGA/ISCC. **Anais...**1992.

HEY, A. M.; DIXON, L. C. W.; SZEGO, G. P. Towards Global Optimisation 2. **The Journal of the Operational Research Society**, v. 30, n. 9, 1979.

ISO. **Graphic technology — Print quality requirements for printed matter — Part 2: Commercial print applications utilizing digital printing technologies. ISO/TC 130 Graphic technology**, out. 2018.

JAMES, B.; MAXWELL, C. On the theory of compound colours, and the relations of the colours of the spectrum [Classical Articles in Color]. **Society**, v. 18, n. 4, 1993.

JAMILSON, M.; SOUZA, F. **Inteligência Computacional para Otimização.** [s.l: s.n.].

KANG, H. R.; ANDERSON, P. G. **Neural network applications to the color scanner and printer calibrations****Journal of Electronic Imaging**. [s.l: s.n.]. Disponível em: <<http://electronicimaging.spiedigitallibrary.org/>>.

KARMARKAR, N. A new polynomial-time algorithm for linear programming. **Combinatorica**, v. 4, n. 4, 1984.

KARMARKAR, N. An interior-point approach to NP-complete problems. I. Em: [s.l: s.n.].

KERAJET. **CERAMIC PRINTERS.** Disponível em: <<https://kerajet.com/en/ceramic-printers/#toggle-id-7>>. Acesso em: 8 nov. 2022.

KOK, C.-W.; TAM, W.-S. **Digital Image Interpolation in MATLAB®.** [s.l: s.n.].

L. A. TAPLIN. **Spectral Modelling of a Six-Color Inkjet Printer.** [s.l.] Rochester Institute of Technology, 2001.

LANSKA, D. J. Hering, Ewald. Em: **Encyclopedia of the Neurological Sciences.** [s.l: s.n.].

LITTLEWOOD, D. J.; DRAKOPOULOS, P. A.; SUBBARAYAN, G. Pareto-optimal formulations for cost versus colorimetric accuracy trade-offs in printer color management. **ACM Transactions on Graphics**, v. 21, n. 2, 2002.

LIU, J. et al. **Sampling optimization method based on color difference analysis for printer characterization**. Fifth International Conference on Digital Image Processing (ICDIP 2013). **Anais...**2013.

LIU, Q. et al. Optimizing the spectral characterisation of a CMYK printer with embedded CMY printer modelling. **Applied Sciences (Switzerland)**, v. 9, n. 24, 2019.

LIU, Q.; WAN, X.; XIE, D. Optimization of spectral printer modeling based on a modified cellular Yule–Nielsen spectral Neugebauer model. **Journal of the Optical Society of America A**, v. 31, n. 6, 2014.

LLUSAR, M. et al. Synthesis and coloring performance of Ni-geikielite (Ni,Mg)TiO₃ yellow pigments: Effect of temperature, Ni-doping and synthesis method. **Journal of the European Ceramic Society**, v. 35, n. 13, 2015.

LOPES, H. S. **Meta-Heurísticas em Pesquisa Operacional**. [s.l.] Omnipax, 2013.

LOPES, H. S.; RODRIGUES, L. C. A. **Encyclopedia of Optimization**. [s.l: s.n.].

LOT, A. V. et al. Tintas para Decoração Digital (Jato de Tinta) de Revestimentos Cerâmicos: Parte I - Avaliação Comparativa do Desempenho. **Cerâmica Industrial**, v. 21, n. 2, 2016.

LUKAC, R.; PLATANIOTIS, K. **Color Image Processing_ Methods and Applications**. [s.l.] CRC Press, 2007.

MAHY, M.; DE BAER, D. **Hifi color printing within a color management system**. Proceedings of the Color Imaging Conference: Color Science, Systems, and Applications. **Anais...**1997.

MAHY, M.; VAN EYCKEN, L.; OOSTERLINCK, A. Evaluation of Uniform Color Spaces Developed after the Adoption of CIELAB and CIELUV. **Color Research & Application**, v. 19, n. 2, 1994.

MARCU, G.; IWATA, K. **RGB-YMCK Color Conversion by Neural Network**. IS&T Color Imaging Conference: Transforms and Transportability of Color. **Anais...**1993.

MATHWORKS. **Optimization Toolbox™ User's Guide R2022b**. [s.l: s.n.]. Disponível em: <www.mathworks.com>.

MATWORKS. **How GlobalSearch and MultiStart Work**. Disponível em: <<https://www.mathworks.com/help/gads/how-globalsearch-and-multistart-work.html>>.

Acesso em: 13 nov. 2022.

MELCHIADES, F. G.; BOSCHI, A. O. Cores e Tonalidades em Revestimentos Cerâmicos. **Cerâmica Industrial**, v. 4, 1999.

MILLINGTON, E. C. History of the Young-Helmholtz theory of colour vision. **Annals of Science**, v. 5, n. 2, 1942.

MOLLICA, P. **Special Subjects Basic Color Theory An Introduction to Color for Beginning Artists**. Walter Foster Publishing, 2018.

MONTORSI, M. et al. Improvement of color quality and reduction of defects in the ink jet-printing technology for ceramic tiles production: A Design of Experiments study. **Ceramics International**, v. 42, n. 1, 2016.

MOROVIČ, J.; MOROVIČ, P.; ARNABAT, J. **HANS - A new color separation and halftoning paradigm**. Final Program and Proceedings - IS and T/SID Color Imaging Conference. **Anais...2010**.

MUJA, M.; LOWE, D. G. **Fast approximate nearest neighbors with automatic algorithm configuration**. VISAPP 2009 - Proceedings of the 4th International Conference on Computer Vision Theory and Applications. **Anais...2009**.

NOCEDAL, J.; WRIGHT, S. J. Numerical optimization. Em: **Springer Series in Operations Research and Financial Engineering**. [s.l: s.n.].

PEDROSA, I. O universo da cor. **Senac São Paulo**, v. 1, n. 1, p. 1–160, 2003.

PERIS-FAJARNÉS, G. et al. Evaluation of color prediction models in the decoration of ceramic tiles. **Journal of the Ceramic Society of Japan**, v. 116, n. 1349, 2008.

PESSERLS, A. Considerações sobre a variação de tonalidades: problemas e oportunidades. **Cerâmica Industrial**, 1999.

PRACTICE, S. Standard Practice for Computing the Colors of Objects by Using the CIE System 1. **Astm E308**, n. November, 2009.

PRATT, W. K. **Introduction to digital image processing**. [s.l: s.n.].

RENFORM CC. **Color separation**. Disponível em: <<https://www.renform.co.za/wp-content/uploads/2018/05/colour-separation-1-2-3-4-colour-composite.jpg>>. Acesso em: 9 nov. 2022.

RIGGS, L. A. Electrical evidence on the trichromatic theory. The Jonas S. Friedenwald Memorial Lecture. **Investigative ophthalmology**, v. 6, n. 1, 1967.

ROSSIER, R.; HERSCH, R. D. **Gamut expanded halftone prints**. Final Program and Proceedings - IS and T/SID Color Imaging Conference. **Anais...**2012.

SACMI-IMOLA; BOSCHI, A. O. Defeitos de revestimentos cerâmicos como uma consequência de regulagem errada do forno. **Cerâmica Industrial**, 1997.

SATO, K. et al. **Study on printing quality improvement for continuous-type inkjet printer using multi-objective genetic algorithm and ink droplet trajectory simulation**. International Conference on Digital Printing Technologies. **Anais...**2017.

SCHANDA, J. Current CIE work to achieve physiologically-correct color metrics. Em: **Color Vision: Perspectives from Different Disciplines**. [s.l: s.n.].

SELF, E. M. Unique Hues. Em: **Encyclopedia of Color Science and Technology**. [s.l: s.n.].

SERVITEC EQUIPAMENTOS CERÂMICOS. **IMPRESSORA KERAjet K700 / K1400 / K1800**. Disponível em: <<https://servitech.com.br/produto/imprensa-kerajet-k700-k1400-k1800-374>>. Acesso em: 6 dez. 2022.

SHARMA, A. **Understanding color management**. **IPA Bulletin**, 2005.

SHARMA, G. **Digital color imaging handbook**. [s.l: s.n.].

SHARMA, G.; WU, W.; DALAL, E. N. The CIEDE2000 color-difference formula: Implementation notes, supplementary test data, and mathematical observations. **Color Research and Application**, v. 30, n. 1, 2005.

SHI, L. et al. **Deep multispectral painting reproduction via multi-layer, custom-ink printing**. SIGGRAPH Asia 2018 Technical Papers, SIGGRAPH Asia 2018. **Anais...**2018.

SILVA, C.; MATINS, R. A "Nova Teoria sobre Luz e Cores" de Isaac Newton: uma Tradução Comentada. **Revista Brasileira de Ensino de Física**, v. v. 4, 1996.

SILVEIRA, L. **Introdução à Teoria da Cor**. Segunda edição ed. [s.l.] UTFPR, 2015.

STEPHEN VIGGIANO, J. A.; HOAGLAND, W. J. **Colorant selection for six-color lithographic printing**. Final Program and Proceedings - IS and T/SID Color Imaging Conference. **Anais...**1998.

STOLLNITZ, E. J.; OSTROMOUKHOV, V.; SALESIN, D. H. **Reproducing color images using custom inks**. Proceedings of the 25th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, SIGGRAPH 1998. **Anais...**1998.

TOMINAGA, S. **<title>Color conversion using neural networks</title>**. Color Imaging: Device-Independent Color, Color Hardcopy, and Graphic Arts III. **Anais...**1998a.

TOMINAGA, S. **<title>Control scheme for printers using more than three color inks</title>**. Electronic Imaging: Processing, Printing, and Publishing in Color. **Anais...**1998b.

TOOMS, M. **Colour Reproduction in Electronic Imaging Systems**. [s.l: s.n.].

TZENG, D. Y.; BERNS, R. S. **Spectral-based six-color separation minimizing metamerism**. Final Program and Proceedings - IS and T/SID Color Imaging Conference. **Anais...**2000.

UGRAY, Z. et al. Scatter search and local NLP solvers: A multistart framework for global optimization. **INFORMS Journal on Computing**, v. 19, n. 3, 2007.

URBAN, P.; GRIGAT, R. R. Spectral-based color separation using linear regression iteration. **Color Research and Application**, v. 31, n. 3, 2006.

VICENTE, S. S. Tecnologia de impressão por jato de tinta para decoração de placas cerâmicas. **Cerâmica Industrial**, v. 20, n. 3, 2015.

VIGGIANO, J. A. S. Modeling the Color of Multi-Colored Halftones. **Proc. TAGA**, v. 42, 1990.

WAN, S. J.; PRUSINKIEWICZ, P.; WONG, S. K. M. Variance-based color image quantization for frame buffer display. **Color Research & Application**, v. 15, n. 1, 1990.

WANG, Z.; SIMONCELLI, E. P.; BOVIK, A. C. **Multi-scale structural similarity for image quality assessment**. Conference Record of the Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. **Anais...**2003.

WYBLE, D. R.; BERNS, R. S. **A Critical Review of Spectral Models Applied to Binary Color Printing**. **Color Research and Application**, 2000.

YUANYUAN QU. **Color Prediction and Separation Models in Printing - Minimizing the Colorimetric and Spectral Differences employing Multiple Characterization Curves**. Norrköping: Linköping University, 2013.

YULE, J. A. C. **Principles of color reproduction: applied to photomechanical reproduction: color photography: and the ink: paper: and other related industries.** [s.l: s.n.].

YULE, J. A. C.; COLT, R. **Colorimetric investigations in multicolor printing.** TAGA. **Anais...**1951.

YULE, J. A. C.; NIELSEN, W. J. **The penetration of light into paper and its effect on halftone reproduction.** TAGA. **Anais...**1951.

ZANELLI, C. et al. Micronizing ceramic pigments for inkjet printing: Part II. Effect on phase composition and color. **Ceramics International**, v. 41, n. 5, 2015.

ZANELLI, C.; ZANNINI, P. Ink Technology for Digital Decoration of Ceramic Tiles : an Overview. **Qualicer**, n. 1, 2014.

ZUFFI, S.; SCHETTINI, R.; MAURI, G. Spectral-based printer modeling and characterization. **Journal of Electronic Imaging**, v. 14, n. 2, 2005.