



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Criação de Materiais Compostos por BRDFs Tabulares

Dissertação de Mestrado

Mislene da Silva Nunes



São Cristóvão – Sergipe

2021

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Mislene da Silva Nunes

Criação de Materiais Compostos por BRDFs Tabulares

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal de Sergipe como requisito parcial para a obtenção do título de mestre em Ciência da Computação.

Orientador(a): Beatriz Trinchão Andrade de Carvalho
Coorientador(a): Gastão Florêncio Miranda Junior

São Cristóvão – Sergipe

2021

**FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL
UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE**

N972c Nunes, Mislene da Silva
Criação de materiais compostos por BRDFs tabulares / Mislene da Silva Nunes ; orientadora Beatriz Trinchão Andrade de Carvalho. – São Cristóvão, SE, 2021.
84 f. : il.

Dissertação (mestrado em Ciência da computação) – Universidade Federal de Sergipe, 2021.

1. Computação. 2. Materiais compostos. 3. Multidimensional Scaling. I. Carvalho, Beatriz Trinchão Andrade de, orient. II. Título.

CDU 004.41



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE
PRÓ-REITORIA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA
COORDENAÇÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO**

**Ata da Sessão Solene de Defesa da Dissertação do
Curso de Mestrado em Ciência da Computação-UFS.
Candidato: MISLENE DA SILVA NUNES**

Em 22 dias do mês de fevereiro do ano de dois mil e vinte um, com início às 14h00min, realizou-se na Sala virtual <https://meet.google.com/mwi-pxfg-ihu>. A Sessão Pública de Defesa de Dissertação de Mestrado do candidato MISLENE DA SILVA NUNES, que desenvolveu o trabalho intitulado: "Criação de Materiais Compostos por BRDFs Tabulares", sob a orientação da Prof^a. Dra. **Beatriz Trinchão Andrade de Carvalho**. A Sessão foi presidida pela Prof^a. Dra. **Beatriz Trinchão Andrade de Carvalho** (PROCC/UFS), que após a apresentação da dissertação passou a palavra aos outros membros da Banca Examinadora, Prof. Dr. **Gastão Florêncio Miranda Júnior** (DMA/UFS), logo em seguida a Prof^a Dr^a **Sicilia Ferreira Ponce Pasini Judice** (AB, Canadá) e, em seguida, ao Prof. Dr. **Daniel Oliveira Dantas** (PROCC/UFS). Após as discussões, a Banca Examinadora reuniu-se e considerou o mestrando (a) Aprovada "(aprovado/reprovado)". Atendidas as exigências da Instrução Normativa 01/2017/PROCC, do Regimento Interno do PROCC (Resolução 67/2014/CONEPE), Resolução nº 25/2014/CONEPE e da Portaria nº 413 de 27 de maio de 2020 (Banca por videoconferência) que regulamentam a Apresentação e Defesa de Dissertação, e nada mais havendo a tratar, a Banca Examinadora elaborou esta Ata que será assinada pelos seus membros e pelo mestrando.

Cidade Universitária "Prof. José Aloísio de Campos", 22 de fevereiro de 2021.

Beatriz Trinchão Andrade de Carvalho
Prof^a. Dr^a. **Beatriz trinchão Andrade de
Carvalho**
(PROCC/UFS)
Presidente

Gastão Florêncio Miranda Júnior
Prof. Dr. **Gastão Florêncio Miranda Júnior**
(DMA/UFS)
Coorientador

Sicilia Judice
Prof^a. Dr^a. **Sicilia Ferreira Ponce Pasini Judice**
(AB, Canadá)
Examinador Externo

Daniel Oliveira Dantas
Daniel Oliveira Dantas
(PROCC/UFS)
Examinador Interno

Mislene da Silva Nunes
Mislene da Silva Nunes
Candidato

Eu dedico este trabalho à minha família.

Agradecimentos

Agradeço a Deus por tudo que tem feito e faz por mim.

Agradeço à minha mãe, Maria Aparecida, por todo apoio, ensinamentos e amor, te amo muito mãe.

Agradeço a meus irmãos, Mislaine, Leonardo e Bruno, por sempre estarem ao meu lado durante essa jornada.

Agradeço a meus amigos por sempre estarem comigo.

Agradeço a meu coorientador, Gastão Florêncio, por todo o seu apoio e motivação. Muito obrigada pelos ensinamentos e conselhos.

Agradeço à minha orientadora, Beatriz Trinchão, que sempre me acompanhou desde o início da graduação e que admiro muito como professora, orientadora e pessoa. Muito obrigada por todos os ensinamentos, incentivos e conselhos.

Agradeço o apoio financeiro da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - CAPES - Código de Financiamento 001.

Resumo

Na representação computacional do que é visto no mundo real, a modelagem da aparência busca representar a forma como os materiais refletem a luz em uma certa direção sob diferentes configurações de iluminação. Essa modelagem é feita através de funções de refletância. Neste trabalho, temos como foco a função de distribuição de refletância bidirecional (do inglês, *Bidirectional Reflectance Distribution Function* - BRDF), que descreve a refletância em um ponto na superfície através do quociente entre a radiância refletida e a irradiância incidente neste ponto. Essa função pode ser representada computacionalmente de diferentes formas, onde destacam-se amostras tabulares, modelos analíticos e combinações lineares de uma base de BRDFs preexistentes. Por serem obtidas a partir de medições, as BRDFs representadas por amostras tabulares apresentam um alto grau de realismo ao custo de um processo de aquisição mais demorado e um elevado espaço de armazenamento. Tendo como objetivo a criação de materiais inéditos e com aparência realista, este trabalho propõe um pipeline para gerar novos materiais a partir de uma base de BRDFs tabulares. Para isso, a base passa por um pré-processamento para que as características de refletância mais relevantes sejam mantidas. Em seguida, estas BRDFs pré-processadas são agrupadas a fim de obter grupos com características de refletância semelhantes. A partir da seleção de BRDFs de um ou mais grupos de interesse, é proposta uma abordagem para criar materiais inéditos que apresentam características de refletância dos grupos de interesse. Essa abordagem combina um método de redução de dimensionalidade a um algoritmo de agrupamento. Dessa forma, novos materiais foram criados utilizando o pipeline proposto com diferentes métodos de redução de dimensionalidade linear (*Multidimensional Scaling* - MDS) e não-lineares (*Isometric Feature Mapping* - ISOMAP e *Locally Linear Embedding* - LLE) combinados ao algoritmo de agrupamento *k-means*. Uma análise da suavidade da aparência de seqüências de novos materiais criados foi realizada utilizando *Root Mean Square Error* - RMSE.

Palavras-chave: BRDFs, Materiais, Redução de Dimensionalidade, Agrupamento.

Abstract

In the computational representation of what is seen in the real world, appearance modeling seeks to represent how the materials reflect light in a certain direction under different lighting settings. This modeling is performed through reflectance functions. In this work, we focus on the Bidirectional Reflectance Distribution Function - BRDF, which describes the reflectance at a point on the surface through the quotient between reflected radiance and incoming irradiance on that point. This function can be represented computationally in different ways, in which stand-out tabular samples, analytical models, and linear combinations of a database of pre-existing BRDFs. As they are obtained from measurements, BRDFs represented by tabular samples present a high degree of realism at the cost of a more time-consuming acquisition process and high storage space. Aiming at creating novel and realistic-looking materials, this work proposes a pipeline to generate new materials from a tabular BRDF database. To this end, the database is preprocessed so that the main relevant reflectance features are maintained. Then, the preprocessed BRDFs are clustered in order to obtain clusters with similar reflectance features. From the selection of BRDFs from one or more clusters of interest, we propose an approach to creating novel materials which present reflectance features from the clusters of interest. This approach combines a dimensionality reduction method with a clustering algorithm. Thus, new materials were created using the proposed pipeline with different linear (Multidimensional Scaling - MDS) and nonlinear (Isometric Feature Mapping - ISOMAP and Locally Linear Embedding - LLE) dimensionality reduction methods combined with the k-means clustering algorithm. An analysis of the smoothness of the appearance of sequences of newly created materials was performed using Root Mean Square Error - RMSE.

Keywords: BRDFs, Materials, Dimensionality Reduction, Clustering.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Ilustração dos parâmetros de uma BRDF.	21
Figura 2 – Renderizações de uma esfera utilizando modelos de refletância e uma fonte de luz.	23
Figura 3 – Quantidade de publicações ao longo dos anos referente a redução de dimensionalidade no contexto das BRDFs.	36
Figura 4 – Métodos de redução de dimensionalidade.	37
Figura 5 – Representações da BRDF.	37
Figura 6 – Bases de BRDFs.	37
Figura 7 – Resumo das etapas realizadas pelo pipeline proposto.	45
Figura 8 – Combinação de ângulos que geram o conteúdo de uma <i>image slice</i>	47
Figura 9 – <i>Image slices</i> de materiais distintos.	48
Figura 10 – Processo de pré-processamento aplicado em uma base de BRDFs tabulares.	48
Figura 11 – Ilustração do processo de agrupamento da base de <i>image slices</i> de materiais no seu espaço \mathbb{R}^H	49
Figura 12 – Redução de dimensionalidade da base de <i>image slices</i> para a geração de um espaço reduzido.	50
Figura 13 – Materiais selecionados pelo usuário através de renderizações.	51
Figura 14 – Ilustração da escolha dos grupos que compõem o espaço de criação de BRDFs.	52
Figura 15 – Ilustração da interpolação de materiais para a criação de um novo.	53
Figura 16 – Ilustração do processo de criação de um conjunto de novos materiais.	54
Figura 17 – Novos materiais criados utilizando o pipeline proposto e a base de BRDFs do MERL.	54
Figura 18 – Média geral do índice silhouette para cada execução dos algoritmos de agrupamento <i>k-means</i> e <i>k-medoids</i>	56
Figura 19 – Curva de níveis para os erros obtidos da comparação entre a matriz de distância da base de <i>image slices</i> e a matriz de distância da redução dessa base usando um método de redução de dimensionalidade.	62
Figura 20 – Curva de níveis para os erros obtidos das análises do LLE.	63
Figura 21 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre dois materiais de interesse. O primeiro deles é a média dos materiais <i>blue-metallic-paint2</i> e <i>green-metallic-paint2</i> , pertencentes a um mesmo grupo, e o segundo deles é o <i>pearl-paint</i> de um grupo diferente. Dimensionalidade reduzida pelo MDS.	67

Figura 22 – RMSE da comparação dos materiais da transição entre dois materiais de interesse. O primeiro deles é representado pela média dos materiais <i>blue-metallic-paint2</i> e <i>green-metallic-paint2</i> , pertencentes a um mesmo grupo, e o segundo deles é o <i>pearl-paint</i> de um grupo diferente. Os materiais usados para comparação foram aqueles obtidos através do pipeline usando MDS.	67
Figura 23 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre dois materiais de interesse. O primeiro deles é a média dos materiais <i>blue-metallic-paint2</i> e <i>green-metallic-paint2</i> , pertencentes a um mesmo grupo, e o segundo deles é o <i>pearl-paint</i> de um grupo diferente. Dimensionalidade reduzida pelo ISOMAP.	68
Figura 24 – RMSE da comparação dos materiais da transição entre dois materiais de interesse. O primeiro deles é representado pela média dos materiais <i>blue-metallic-paint2</i> e <i>green-metallic-paint2</i> , pertencentes a um mesmo grupo, e o segundo deles é o <i>pearl-paint</i> de um grupo diferente. Os materiais usados para comparação foram aqueles obtidos através do pipeline usando ISOMAP.	68
Figura 25 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre dois materiais de interesse. O primeiro deles é a média dos materiais <i>blue-metallic-paint2</i> e <i>green-metallic-paint2</i> , pertencentes a um mesmo grupo, e o segundo deles é o <i>pearl-paint</i> de um grupo diferente. Dimensionalidade reduzida pelo LLE.	69
Figura 26 – RMSE da comparação dos materiais da transição entre dois materiais de interesse. O primeiro deles é representado pela média dos materiais <i>blue-metallic-paint2</i> e <i>green-metallic-paint2</i> , pertencentes a um mesmo grupo, e o segundo deles é o <i>pearl-paint</i> de um grupo diferente. Os materiais usados para comparação foram aqueles obtidos através do pipeline usando LLE.	69
Figura 27 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre <i>light-brown-fabric</i> e <i>specular-black-phenolic</i> , pertencentes a um mesmo grupo. Dimensionalidade reduzida pelo MDS.	70
Figura 28 – RMSE da comparação entre os materiais da transição entre <i>light-brown-fabric</i> e <i>specular-black-phenolic</i> , pertencentes a um mesmo grupo. Os materiais usados para comparação foram aqueles obtidos através do pipeline usando MDS.	70
Figura 29 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre <i>light-brown-fabric</i> e <i>specular-black-phenolic</i> , pertencentes a um mesmo grupo. Dimensionalidade reduzida pelo ISOMAP.	71
Figura 30 – RMSE da comparação entre os materiais da transição entre <i>light-brown-fabric</i> e <i>specular-black-phenolic</i> , pertencentes a um mesmo grupo. Os materiais usados para comparação foram aqueles obtidos através do pipeline usando ISOMAP.	71

Figura 31 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre <i>light-brown-fabric</i> e <i>specular-black-phenolic</i> , pertencentes a um mesmo grupo. Dimensionalidade reduzida pelo LLE.	72
Figura 32 – RMSE da comparação entre os materiais da transição entre <i>light-brown-fabric</i> e <i>specular-black-phenolic</i> , pertencentes a um mesmo grupo. Os materiais usados para comparação foram aqueles obtidos através do pipeline usando LLE.	72
Figura 33 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre <i>black-soft-plastic</i> e <i>maroon-plastic</i> , pertencentes a grupos diferentes. Dimensionalidade reduzida pelo MDS.	73
Figura 34 – RMSE da comparação entre os materiais da transição entre <i>black-soft-plastic</i> e <i>maroon-plastic</i> , pertencentes a grupos diferentes. Os materiais usados para comparação foram aqueles obtidos através do pipeline usando MDS.	73
Figura 35 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre <i>black-soft-plastic</i> e <i>maroon-plastic</i> , pertencentes a grupos diferentes. Dimensionalidade reduzida pelo ISOMAP.	74
Figura 36 – RMSE da comparação entre os materiais da transição entre <i>black-soft-plastic</i> e <i>maroon-plastic</i> , pertencentes a grupos diferentes. Os materiais usados para comparação foram aqueles obtidos através do pipeline usando ISOMAP.	74
Figura 37 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre <i>black-soft-plastic</i> e <i>maroon-plastic</i> , pertencentes a grupos diferentes. Dimensionalidade reduzida pelo LLE.	75
Figura 38 – RMSE da comparação entre os materiais da transição entre <i>black-soft-plastic</i> e <i>maroon-plastic</i> , pertencentes a grupos diferentes. Os materiais usados para comparação foram aqueles obtidos através do pipeline usando LLE.	75
Figura 39 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre <i>black-soft-plastic</i> e <i>maroon-plastic</i> , pertencentes a grupos diferentes. O MDS e um intervalo para $t \in [0.00, 0.02]$ foram usados para esse resultado.	76
Figura 40 – RMSE da comparação entre os materiais da transição entre <i>black-soft-plastic</i> e <i>maroon-plastic</i> . Os materiais usados foram obtidos através do pipeline usando MDS e $t \in [0.00, 0.02]$	76
Figura 41 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre <i>black-soft-plastic</i> e <i>maroon-plastic</i> , pertencentes a grupos diferentes. O ISOMAP e um intervalo para $t \in [0.00, 0.02]$ foram usados para esse resultado.	76
Figura 42 – RMSE da comparação entre os materiais da transição entre <i>black-soft-plastic</i> e <i>maroon-plastic</i> . Os materiais usados foram obtidos através do pipeline usando ISOMAP e $t \in [0.00, 0.02]$	77
Figura 43 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre <i>black-soft-plastic</i> e <i>maroon-plastic</i> , pertencentes a grupos diferentes. O LLE e um intervalo para $t \in [0.98, 1.00]$ foram usados para esse resultado.	77

Figura 44 – RMSE da comparação entre os materiais da transição entre *black-soft-plastic* e *maroon-plastic*. Os materiais usados foram obtidos através do pipeline usando LLE e $t \in [0.98, 1.00]$ 77

Lista de tabelas

Tabela 1 – Informações extraídas dos artigos obtidos do mapeamento sistemático.	39
Tabela 2 – Média geral do índice <i>silhouette</i> para execuções dos algoritmos <i>k-means</i> e <i>k-medoids</i>	56
Tabela 3 – Resultado do agrupamento da base de <i>image slices</i> normalizadas usando <i>k-means</i> e 7 como número de grupos.	57
Tabela 4 – Resultado do agrupamento da base de <i>image slices</i> normalizadas usando <i>k-medoids</i> e 8 como número de grupos.	58
Tabela 5 – Menor erro (em negrito) obtido da comparação entre a matriz de distância da base de <i>image slices</i> e a matriz de distância da redução dessa base usando um método de redução de dimensionalidade.	61
Tabela 6 – Menores erros de reconstrução para incorporação da base <i>image slices</i> a partir do método LLE.	61

Lista de abreviaturas e siglas

BRDF	<i>Bidirectional Reflectance Distribution Function</i>
CAD	<i>Computer-Aided Desing</i>
CAM	<i>Computer-Aided Manufacturing</i>
CNN	<i>Convolutional Neural Network</i>
GPLVM	<i>Gaussian Process Latent Variable Model</i>
HDR	<i>High Dynamic Range</i>
ISOMAP	<i>Isometric Feature Mapping</i>
MANOVA	<i>Multivariate Analysis of Variance</i>
MDS	<i>Multidimensional Scaling</i>
MERL	<i>Mitsubishi Electric Research Laboratories</i>
MSE	<i>Mean Square Error</i>
PBRT	<i>Physically Based Rendering Tool</i>
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
PSNR	<i>Peak Signal-to-Noise Ratio</i>
RBF	<i>Radial Basis Function</i>
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i>
SVBRDF	<i>Spatially-Varying Bidirectional Reflectance Distribution Function</i>
SVMs	<i>Support Vector Machines</i>
UMAP	<i>Uniforme Manifold Approximation and Projection</i>

Sumário

1	Introdução	16
1.1	Objetivos	18
1.2	Metodologia	18
1.3	Estrutura do Documento	18
2	Conceitos Teóricos	20
2.1	Funções de Distribuição de Refletância Bidirecional	20
2.1.1	Propriedades das BRDFs	22
2.1.2	Características das BRDFs	22
2.1.3	Representação de Materiais através de BRDFs	23
2.1.4	Análise de BRDFs	24
2.2	Métodos de Redução de Dimensionalidade	25
2.2.1	<i>Principal Component Analysis</i>	25
2.2.2	<i>Multidimensional Scaling</i>	26
2.2.3	<i>Isometric Feature Mapping</i>	28
2.2.4	<i>Locally Linear Embedding</i>	28
2.3	Agrupamento	29
3	Trabalhos Relacionados	33
3.1	Mapeamento Sistemático	33
3.1.1	Questões de Pesquisa	33
3.1.2	Seleção das Fontes	34
3.1.3	Termos de Busca	34
3.1.4	Critérios de Inclusão e Exclusão	35
3.1.5	Extração de Informação	35
3.1.6	Análise dos Artigos Relevantes	36
3.2	Descrição dos Trabalhos Relacionados	40
3.2.1	Criação de Materiais	40
3.2.2	Edição de Materiais	42
3.2.3	Classificação de Materiais	42
3.2.4	Análise de Materiais	43
4	Criando Novos Materiais	44
4.1	Pré-processamento	46
4.2	Agrupamento dos Dados	48
4.3	Espaço de Criação de BRDFs	50

4.4	Navegação no Espaço de Criação de BRDFs	54
5	Resultados	55
5.1	Parâmetros e Técnicas	55
5.1.1	Agrupamento de <i>Image Slices</i>	55
5.1.2	Redução de Dimensionalidade das <i>Image Slices</i>	59
5.2	Novos Materiais	64
6	Conclusão	78
	Referências	80

1

Introdução

A modelagem da aparência é uma área da computação gráfica que busca representar a aparência dos materiais sob diferentes configurações de iluminação. No mundo real há diferentes tipos de materiais tais como borracha, metal, plástico e tecido, e eles podem se comportar de diferentes maneiras ao interagir com a luz. Para representar a aparência e o comportamento dos materiais do mundo real ao interagir com a luz, existem tipos de funções de refletância que diferem entre si em dimensionalidade e complexidade. A função de distribuição de refletância bidirecional (do inglês, *Bidirectional Reflectance Distribution Function* - BRDF) é uma dessas funções, e descreve a refletância de um ponto na superfície através do quociente entre a radiância refletida e a irradiância incidente neste ponto.

A representação de um material real através de BRDFs pode ser feita de diferentes formas. Uma das mais custosas utiliza o gonioreflectômetro ou um método baseado em imagem para capturar e armazenar um conjunto denso de medições reais, demandando bastante espaço de armazenamento e tempo de execução. Uma alternativa é através do uso de modelos de refletância analíticos (BLINN, 1977; COOK; TORRANCE, 1982; HE et al., 1991; LAFORTUNE et al., 1997; ASHIKHMIN; SHIRLEY, 2000), no entanto, esses não representam tão precisamente a realidade como as medições reais. Além dessas técnicas, há também a combinação linear de BRDFs a partir de uma base de materiais (MATUSIK et al., 2003b; LENSCH, 2003; NASCIMENTO; CARVALHO; ANDRADE, 2016; WEISTROFFER et al., 2007).

Dentre as diferentes formas de reproduzir a aparência de um material real, a que mais se aproxima da realidade é aquela que mede a aparência de um material com a finalidade de obter dados de refletância que são armazenados de maneira tabular. No entanto, essa abordagem é difícil de ser empregada devido à grande quantidade de amostras necessárias para proporcionar fidelidade à realidade. Dessa forma, há poucas bases de materiais representados por BRDFs tabulares e, geralmente, estas bases contêm uma quantidade relativamente pequena, i.e., 100, 150 e 62 materiais (MATUSIK et al., 2003a; FILIP; VÁVRA, 2014; DUPUY; JAKOB, 2018).

O alto custo para a geração de bases de BRDFs tabulares levou ao surgimento de trabalhos que utilizam bases existentes para criar novos materiais através de métodos de redução de dimensionalidade (MATUSIK et al., 2003a; NIELSEN; JENSEN; RAMAMOORTHI, 2015; SERRANO et al., 2016; NUNES; MIRANDA; ANDRADE, 2017). Uma das vantagens dessa abordagem é o aumento da quantidade e variedade de materiais gerados a partir de medições reais sem a necessidade de capturar novas amostras de refletância. Outra vantagem é a possibilidade da personalização dos materiais criados, onde pode-se escolher as características desejadas a respeito da aparência dos materiais ou editá-los (MATUSIK et al., 2003a; SERRANO et al., 2016; SUN; JENSEN; RAMAMOORTHI, 2018).

Esta dissertação visa desenvolver um pipeline para criar novos materiais personalizados a partir de uma base de BRDFs tabulares. Para isso, em nossa abordagem, dada uma base de BRDFs tabulares, o usuário escolhe um ou mais materiais de interesse com base em renderizações que contêm essas BRDFs. Em seguida, cada BRDF tabular da base é pré-processada de modo que suas características de refletância relevantes são mantidas, tais como pico especular, pico de Fresnel, reflexão difusa e retrorreflexão. Esta base de BRDFs pré-processadas é fornecida como entrada em diferentes etapas do pipeline.

Primeiro, um algoritmo de agrupamento é aplicado à base de BRDFs pré-processadas com a finalidade de obter grupos de materiais com características de refletância semelhantes. Em seguida, um método de redução de dimensionalidade é aplicado à base pré-processada para fornecer uma representação de baixa dimensionalidade que preserva a geometria intrínseca desta base, ou seja, preserva as distâncias, vizinhanças ou ângulos entre os dados. Para ilustrar a funcionalidade do pipeline, através de um par de materiais de interesse selecionados pelo usuário, o caminho mínimo que os conecta sobre a representação de dados em baixa dimensionalidade é encontrado.

Dentre os grupos de materiais resultantes do agrupamento, os grupos que contêm os materiais pertencentes ao caminho mínimo e os grupos que contêm os materiais de interesses selecionados pelo usuário são unidos, formando uma nova base de BRDFs pré-processadas de baixa dimensionalidade. Em seguida, a triangulação de Delaunay é aplicada nessa nova base para gerar uma malha composta por simplexos, que são estruturas convexas com a dimensão do seu espaço ambiente e que contêm o menor número de vértices e aresta. Para a definição formal de simplexo, ver o trabalho de Edelsbrunner e Harer (EDELBRUNNER; HARER, 2010). Através da triangulação aplicada no espaço reduzido, é possível mapear qualquer ponto dentro da malha obtida ao espaço original de BRDFs tabulares, gerando um novo material.

Este pipeline permite a criação de novos materiais de acordo com o interesse do usuário, ajudando em trabalhos artísticos durante o desenvolvimento de materiais virtuais. Esses materiais podem ser usados em aplicações que envolvem renderizações, desde a indústria de entretenimento a *design* auxiliado por computador (do inglês, *Computer-Aided Desing* - CAD) e fabricação auxiliada por computador (do inglês, *Computer-Aided Manufacturing* - CAM). Além disso, os

novos materiais também podem contribuir para a pesquisa através da análise da aproximação de BRDFs por modelos de refletância.

1.1 Objetivos

Este trabalho tem como objetivo principal desenvolver um método para criar novos materiais personalizados através de uma base de BRDFs tabulares. Além disso, são definidos os seguintes objetivos específicos:

- Uma abordagem para agrupar materiais da base de BRDFs tabulares.
- Geração de um espaço reduzido que preserve a geometria intrínseca entre os materiais no espaço original;
- Abordagem para navegação dentro de um grupo e entre grupos de materiais;
- Com base em dois materiais de interesse no espaço de BRDFs tabulares, definir uma sequência de novos materiais que possibilite a visualização de uma transição suave entre os dois materiais dados.

1.2 Metodologia

Para alcançar os objetivos delineados neste trabalho, será realizado um mapeamento sistemático sobre BRDFs e métodos de redução de dimensionalidade. Em seguida, será escolhida uma base de BRDFs tabulares que represente uma grande variedade de materiais do mundo real, e um método de redução de dimensionalidade que seja capaz de encontrar um espaço reduzido que preserve a geometria entre as BRDFs tabulares. Para a escolha dos parâmetros desses métodos, avaliações serão realizadas utilizando matrizes de distâncias para o espaço original e reduzido, e uma métrica de distância. Com a finalidade de obter grupos de materiais gerados a partir dessa base de BRDFs, dois algoritmos de agrupamento serão utilizados e comparados através de um índice de validação de agrupamento. Além disso, uma abordagem de navegação no espaço reduzido será desenvolvida para a criação de novos materiais através dos grupos de materiais. Como validação uma análise da transição da aparência de sequências de materiais criados será efetuada utilizando uma técnica de avaliação de BRDFs.

1.3 Estrutura do Documento

Os capítulos deste documento estão organizados da seguinte maneira:

- Capítulo 1 - Introdução: uma visão geral sobre a área de pesquisa, apresentação da motivação deste trabalho, e descrição dos seus objetivos e metodologia;

- Capítulo 2 - Conceitos Teóricos: conceitos básicos sobre as técnicas envolvidas no processo proposto neste trabalho para criação de novos materiais, tais como funções de refletância, métodos de redução de dimensionalidade e algoritmos de agrupamento.
- Capítulo 3 - Trabalhos Relacionados: contém um mapeamento sistemático sobre BRDFs associadas a métodos de redução de dimensionalidade, assim como a descrição e análise desses trabalhos.
- Capítulo 4 - Criando Novos Materiais: descrição do pipeline desenvolvido para criar novos materiais a partir de uma base de BRDFs tabulares;
- Capítulo 5 - Resultados: estratégias para encontrar melhores parâmetros para as técnicas usadas, criação de novos materiais utilizando o pipeline desenvolvido, discussão e análise dos resultados obtidos;
- Capítulo 6 - Conclusão: visão geral sobre este trabalho, considerações sobre os resultados obtidos e perspectivas para trabalhos futuros.

2

Conceitos Teóricos

Neste capítulo são apresentados os conceitos necessários para o desenvolvimento deste trabalho. A Seção 2.1 apresenta uma visão geral sobre funções de refletância e, em especial, sobre as BRDFs. A Seção 2.2 discorre sobre métodos de redução de dimensionalidade lineares e não-lineares. Por fim, na Seção 2.3 são apresentados conceitos sobre agrupamento, e uma introdução sobre as técnicas clássicas *k-means*, *k-medoids* e *nearest-neighbor*.

2.1 Funções de Distribuição de Refletância Bidirecional

Os materiais do mundo real possuem propriedades e características que podem ser notadas através da sua interação com a luz. Para a síntese desses materiais, é necessário considerar a modelagem da aparência, que busca descrever a forma de como os materiais se comportam ao interagir com a luz incidente. Essa modelagem é feita através de funções de refletância que, por meio de uma fonte de luz que incide em uma superfície e uma perspectiva, influenciam a cor que o material apresenta.

A representação da realidade com fidelidade, no contexto de computação gráfica, exige compreender os diferentes tipos de materiais e comportamentos ao interagir com a luz, tais como absorção da luz, reflexão da luz e reações mais complexas como reflexão sob a superfície e fluorescência (WEYRICH et al., 2009). Há diversas funções de refletância que podem ser usadas para caracterizar a aparência dos materiais da maneira mais fiel possível e que, a depender do tipo de material requerem uma alta complexidade.

Uma função de refletância bastante utilizada na literatura é a função de distribuição de refletância bidirecional (do inglês, *Bidirectional Reflectance Distribution Function* - BRDF). Um dos fatores que contribuem para o seu vasto uso é o de possuir uma complexidade inferior em relação às demais funções de refletância. As BRDFs descrevem a refletância de um ponto p na

superfície através do quociente entre a radiância refletida L_o e a irradiância E_i incidente neste ponto. A radiância representa a quantidade de luz emitida a partir de uma superfície, onde essa luz pode ser emitida em uma certa direção, e pode variar de acordo com esta direção. Além disso, ela é emitida por unidade de área da superfície, levando em conta um observador ou sensor. A irradiância, por sua vez, representa a quantidade de luz incidente na superfície, e é descrita em termos de potência por unidade de área da superfície (WEYRICH et al., 2009).

As BRDFs são definidas por funções que geralmente contêm como parâmetros quatro ângulos. Dois deles representam a direção de entrada da luz na superfície (θ_i, ϕ_i) , e os outros dois representam a direção de saída da luz (θ_o, ϕ_o) . Os parâmetros das direções de entrada e saída da luz são, respectivamente, as coordenadas polares dos vetores ω_i e ω_o , que representam, nesta ordem, as direções de irradiância e radiância. A Equação 2.1 define uma BRDF para qualquer ponto de uma superfície e, nesse caso, as direções de radiância e irradiância tornam essas funções compostas por quatro variáveis. Para uma ilustração dessas variáveis, a Figura 1 mostra os parâmetros de uma BRDF em um hemisfério. Como esse tipo de função varia ao longo de uma superfície (Spatially-Varying Bidirectional Reflectance Distribution Function - SVBRDF), é necessário considerar as coordenadas de um ponto nesta superfície como parâmetros de entrada (CARVALHO, 2013). Dessa forma, uma variável p , que representa um ponto da superfície, é inserida na Equação 2.1, obtendo assim a Equação 2.2 (PHARR; HUMPHREYS, 2010).

$$f_r(\omega_i, \omega_o) = f_r(\theta_i, \phi_i, \theta_o, \phi_o) = \frac{dL_o(\omega_o)}{dE(\omega_i)} \quad (2.1)$$

$$f_r(p, \omega_i, \omega_o) = f_r(p, \theta_i, \phi_i, \theta_o, \phi_o) = \frac{dL_o(p, \omega_o)}{dE(p, \omega_i)} \quad (2.2)$$

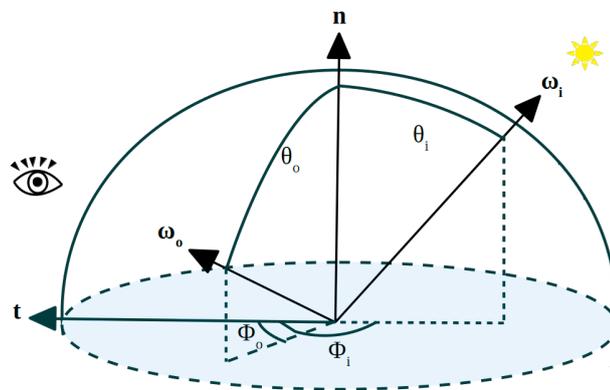


Figura 1 – Ilustração dos parâmetros de uma BRDF: $\omega_i = (\theta_i, \phi_i)$ e $\omega_o = (\theta_o, \phi_o)$ representam respectivamente as direções de entrada e saída da luz, \mathbf{n} representa o vetor normal da superfície, e \mathbf{t} o vetor tangente à superfície. (Fonte: adaptação de Weyrich et al. (WEYRICH et al., 2009)).

2.1.1 Propriedades das BRDFs

As BRDFs possuem algumas propriedades comuns, tais como a conservação de energia e a reciprocidade de Helmholtz. A primeira significa que toda luz que incide em uma superfície deve ser refletida ou absorvida e que, durante a reflexão dessa superfície, nenhuma luz deve ser criada. Dessa forma, não deve-se refletir mais luz do que a quantidade que incidiu na superfície. Já a segunda propriedade, reciprocidade de Helmholtz, implica que as BRDFs devem ser inalteradas quando os ângulos de entrada e saída da luz são trocados um pelo outro. A presença dessas duas propriedades caracteriza uma BRDF fisicamente plausível (PHARR; HUMPHREYS, 2010; WEYRICH et al., 2009).

Uma outra propriedade bastante importante, mas não necessariamente presente em todas BRDFs é a isotropia. Ela garante que as BRDFs sejam constantes ao rotacionar os ângulos de entrada e saída da luz por um mesmo ângulo ao redor da normal da superfície (WEYRICH et al., 2009). Essa propriedade proporciona uma simplificação da função, que passa de quatro dimensões para três, uma vez que o ângulo azimutal (ϕ) se torna a diferença entre os ângulos azimutais de entrada e saída da luz, ou seja, $\phi_d = |\phi_i - \phi_o|$. O comportamento inverso da isotropia define a propriedade denominada de anisotropia.

2.1.2 Características das BRDFs

As BRDFs representam características interessantes que podem ser notadas ao se observar um material. A refletância difusa e o pico especular são exemplos dessas características. A primeira dessas proporciona ao material uma aparência constante para todas as direções de saída da luz, mesmo quando a posição do observador é modificada. Essa característica difusa atua refletindo a mesma quantidade de luz para todas as direções de saída da luz, proporcionando uma aparência sem brilho ou fosca para o material. Além disso, na aparência do material pode existir a presença de uma reflexão concentrada em uma certa direção, isto é, a presença de um pico especular. Esse por sua vez, sofre mudança quando a posição da luz incidente é modificada (WEISTROFFER et al., 2007; CARVALHO, 2013). A presença do pico especular fornece um efeito lustroso ou envernizado ao material.

A refletância difusa está relacionada com a cor que o material apresenta. Já na região do pico especular, é comum uma cor mais clara do que a cor constante do material, que nem sempre está presente na representação de um material, e há relação com a cor da luz incidente (CARVALHO, 2013). A Figura 2 mostra renderizações que ilustram essas duas características, onde a Figura 2a exemplifica quando há apenas a refletância difusa na aparência do material, as Figuras 2b e 2c quando apenas a posição da luz incidente foi alterada, e a Figura 2d quando há apenas a refletância especular. A posição do observador também interfere no pico especular visualizado: ao considerar uma fonte de luz fixa para facilitar a percepção desse efeito, e modificar a perspectiva do observador, diferentes posições do pico especular na superfície são observadas.

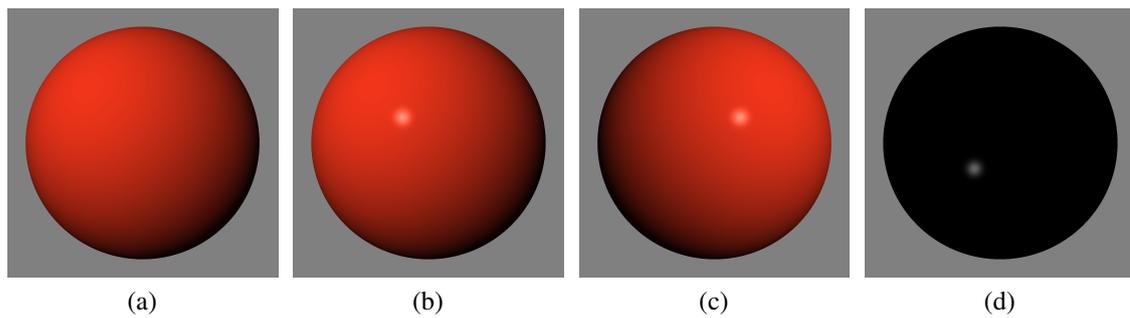


Figura 2 – Renderizações de uma esfera utilizando modelos de refletância e uma fonte de luz: (a) apenas refletância difusa (lambertiana); (b)-(c) refletância difusa lambertiana e refletância especular do modelo de Phong (PHONG, 1975) sob diferentes posições da fonte de luz e (d) apenas refletância especular do modelo de Phong.

Outro efeito que pode ser encontrado nas BRDFs é o de retrorreflexão, caracterizado por causar uma reflexão mais forte na direção da luz incidente (WEYRICH et al., 2009). Além dessas características, há o fator de Fresnel que apresenta um aumento da refletância à medida que os ângulos de elevação de entrada e saída da luz (θ_i e θ_o) aumentam, ou seja, quando são ângulos rasos (ASHIKHMIN; SHIRLEY, 2000; WEYRICH et al., 2009).

2.1.3 Representação de Materiais através de BRDFs

Existem diferentes formas de caracterizar a aparência de um material real através de BRDFs. Dentre elas estão o uso de modelos de refletância analíticos, medições tabulares capturadas por um dispositivo ou por métodos baseados em imagens e a combinação de BRDFs preexistentes. Dentre essas abordagens, a representação por modelos de refletância analíticos é uma das menos custosas, uma vez que são funções de refletância descritas por equações que buscam aproximar a aparência de um material através do ajuste de parâmetros.

A representação de materiais por meio de medições reais é uma das abordagens mais dispendiosas onde, para um desejado material, um conjunto denso de medições é capturado e armazenado de maneira tabular, de modo que seja recuperado no momento da renderização desse material (NUNES; MIRANDA; ANDRADE, 2017). Essa abordagem proporciona uma representação mais fiel da aparência do material e medições de alta resolução. No entanto, esse processo demanda bastante tempo de aquisição e espaço de armazenamento. Para executar tal tarefa, pode ser utilizado um dispositivo chamado gonioreflectômetro. Esse dispositivo é automático, e composto por quatro eixos com a capacidade de rotacionar seus braços, onde estão fixados uma fonte de luz e um detector (WHITE et al., 1998).

Métodos baseados em imagens também são utilizados para obter um conjunto denso de medições de materiais reais, tal como o apresentado por Matusik et al. (MATUSIK et al., 2003a). Os autores construíram um dispositivo de medição para adquirir a BRDF de um material real de acordo com um conjunto de amostras, que consiste em capturar imagens de uma esfera

coberta de um material homogêneo, onde cada imagem representa muitas amostras deste material. Esse dispositivo foi inspirado no trabalho desenvolvido por Marschner et al. (MARSCHNER et al., 2000). Matusik et al. capturaram BRDFs com alta qualidade de 100 materiais diferentes, produzindo a base de BRDFs do *Mitsubishi Electric Research Laboratories* - MERL, que é bastante utilizada na literatura (MATUSIK et al., 2003b; NGAN; DURAND; MATUSIK, 2005; NIELSEN; JENSEN; RAMAMOORTHY, 2015; SERRANO et al., 2016; NUNES; MIRANDA; ANDRADE, 2017; SOLER; SUBR; NOWROUZEZAHRAI, 2018; LAGUNAS et al., 2019; NUNES et al., 2021).

Ngan et al. (NGAN; DURAND; MATUSIK, 2005) compararam sete modelos analíticos que buscaram aproximar as BRDFs de 100 materiais distintos. Através desse trabalho, é possível notar a dificuldade que os modelos analíticos têm para reproduzir com fidelidade a aparência dos materiais reais, uma vez que para algumas amostras, os modelos de refletância podem não obter êxito nas suas aproximações. Os autores avaliaram as aproximações utilizando erros numéricos, renderizações e funções de plotagem. Exemplos de modelos de refletância comparados neste trabalho são Blinn-Phong (BLINN, 1977), Lafortune et al. (LAFORTUNE et al., 1997), Cook-Torrance (COOK; TORRANCE, 1982) e Ashikhmin-Shirley (ASHIKHMIN; SHIRLEY, 2000).

A combinação de BRDFs tabulares é uma estratégia interessante para representar materiais, uma vez que essas medições são reais e podem ser selecionadas de acordo com a sua importância. Matusik et al. (MATUSIK et al., 2003b) mostraram que materiais podem ser representados a partir da combinação linear de uma base de BRDFs tabulares e que um material pode ser representado por uma quantidade menor que a original de amostras de uma BRDF. De maneira similar, a combinação pode ser feita utilizando modelo de BRDF analítico (NASCIMENTO; CARVALHO; ANDRADE, 2016; LENSCH, 2003).

2.1.4 Análise de BRDFs

A representação de materiais por modelos analíticos requer menos consumo de processamento e espaço de armazenamento em comparação com a representação tabular. No entanto, a qualidade dos materiais a partir dessa abordagem pode ser comprometida pela limitação desses modelos em representar algumas características de refletância encontradas em materiais reais, tais como pico de Fresnel e retrorreflexão. Para avaliar a correspondência dos materiais obtidos por meio desses modelos de refletância aos materiais reais, há técnicas de avaliação para BRDFs, que podem comparar duas BRDFs utilizando funções de comparação, imagens renderizadas e plotagens (NUNES et al., 2021).

Neste trabalho, uma função de comparação será utilizada para avaliar a similaridade entre dois materiais criados. Para isso, a raiz do erro quadrático médio (do inglês, *Root Mean Square Error* - RMSE) foi selecionada por seu vasto uso ou de suas variantes na literatura sobre BRDFs (NGAN; DURAND; MATUSIK, 2005; ÖZTÜRK et al., 2008; FORES; FERWERDA;

GU, 2012; TONGBUASIRILAI et al., 2020). A Equação 2.3 mostra sua definição.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{s=1}^N [f_R(p_s) - f_A(p_s)]^2}, \quad (2.3)$$

onde p_s são os parâmetros para uma amostra de uma BRDF representada por modelo de refletância. Essa mesma equação pode ser utilizada para comparar duas BRDFs tabulares.

2.2 Métodos de Redução de Dimensionalidade

Os dados com uma alta dimensionalidade proporcionam dificuldade tanto para a visualização quanto para a manipulação. Para gerar uma representação desses dados em um espaço de dimensão reduzida, são utilizados métodos de redução de dimensionalidade. Esses métodos, além de encontrar uma baixa dimensão para representar os dados, preservam características acerca do espaço em que estão, tais como distância, ângulos ou vizinhança entre os dados. Essas informações são extremamente importantes para a extração da geometria dos dados no espaço em que se encontram.

Os métodos de redução de dimensionalidade também são conhecidos como métodos de *manifold learning*. Um *manifold* pode ser considerado como uma superfície não linear na qual os dados estão contidos (IZENMAN, 2008). Esses métodos são divididos em lineares e não lineares. Os lineares buscam preservar a estrutura global no *manifold*, ou seja, eles procuram mapear pontos que estão próximos no *manifold* de alta dimensão a pontos que estão próximos no *manifold* de baixa dimensão; o mesmo é feito para pontos que estão distantes. Já grande parte dos métodos não-lineares buscam preservar a estrutura local das vizinhanças no *manifold* (MA; FU, 2011).

A principal característica que distingue os métodos de redução de dimensionalidade lineares dos não-lineares é a transformação que gera o espaço de características. Para os métodos lineares, a representação do espaço em dimensão reduzida é obtida por uma transformação linear. Já para os métodos não-lineares, a transformação que leva os dados originais para o espaço de representação reduzida não é linear.

2.2.1 Principal Component Analysis

A Análise de Componentes Principais (do inglês, *Principal Component Analysis* - PCA), é um método de redução de dimensionalidade linear que proporciona um conjunto reduzido de projeções lineares ortogonais de variáveis correlacionadas (MA; FU, 2011). Considere um conjunto de pontos $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, que contém N pontos $\in \mathbb{R}^d$, onde d representa a dimensão desses pontos.

O PCA consiste em, primeiramente, calcular o vetor médio μ para esse conjunto de pontos:

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i. \quad (2.4)$$

Em seguida, uma translação do sistema de coordenadas para o vetor médio μ é realizada:

$$u_i = x_i - \mu. \quad (2.5)$$

Utilizando os vetores u_i obtidos, calcula-se a matriz de covariância:

$$R = \sum_i^N u_i u_i^T. \quad (2.6)$$

Uma vez obtida a matriz de covariância (Equação 2.6), a partir dela, são calculados os autovalores e os autovetores associados. Em seguida, uma ordenação decrescente dos autovalores e dos seus correspondentes autovetores é realizada (MA; FU, 2011; DUDA; HART; STORK, 2000). Dessa forma, são escolhidos mediante algum critério os primeiros k autovetores (componentes principais), com $k \leq d$, que melhor representam os pontos originais com um erro quadrático mínimo (JR et al., 2015; NUNES; MIRANDA; ANDRADE, 2017).

2.2.2 Multidimensional Scaling

O Escalonamento Multidimensional (do inglês, *Multidimensional Scaling* - MDS), assim como o PCA, é um método de redução de dimensionalidade linear. Esse método representa os pontos de alta dimensão em uma dimensão mais baixa, de maneira que a distância entre os pontos no espaço reduzido esteja correlacionada com a dissimilaridade ou similaridade entre os pontos no espaço original (DUDA; HART; STORK, 2000). Neste trabalho é descrita a versão clássica do MDS, seguindo o trabalho de Ma e Fu (MA; FU, 2011), mas vale ressaltar que há outras versões.

Considere um conjunto de pontos $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, que contém N pontos $\in \mathbb{R}^d$, onde d representa a dimensão desses pontos. Constrói-se uma matriz de dissimilaridade:

$$\delta_{ij} = \|x_i - x_j\| = \left\{ \sum_{k=1}^d (x_{ik} - x_{jk})^2 \right\}^{1/2}, \text{ onde,} \quad (2.7)$$

$i, j = 1, 2, \dots, N$, e $\|\cdot\|$ é a norma Euclidiana.

Elevando a Equação 2.7 ao quadrado em ambos os lados, obtém-se:

$$\delta_{ij}^2 = \|x_i - x_j\|^2 = \|x_i\|^2 + \|x_j\|^2 - 2x_i^T x_j. \quad (2.8)$$

Considerando $\|x_i\|$ como a distância ao quadrado do ponto x_i à origem $\mathbf{0}$, e que o mesmo ocorre para $\|x_j\|$. Seja b_{ij} uma matriz dada da seguinte forma:

$$b_{ij} = x_i^T x_j = -\frac{1}{2}(\delta_{ij}^2 - \delta_{i0}^2 - \delta_{j0}^2), \text{ onde,}$$

$$\delta_{i0}^2 = \|x_i\|^2, \tag{2.9}$$

$$\delta_{j0}^2 = \|x_j\|^2.$$

Seja também $B = HAH$ uma matriz, onde $H = I_N - \frac{1}{N}J$ é uma matriz de centro, e $J \in \mathbb{R}^{N \times N}$ é uma matriz onde todos os seus elementos têm valor 1. Além disso, podemos expandir B da seguinte forma:

$$B = A - \frac{1}{N}AJ - \frac{1}{N}JA + \frac{1}{N^2}JAJ, \text{ onde,}$$

$$A = -\frac{\delta_{ij}^2}{2}. \tag{2.10}$$

Em seguida, buscamos minimizar o erro entre ambas as matrizes de dissimilaridade, ou seja:

$$\text{traço} [(B - B^*)] = \sum_i \sum_j (b_{ij} - b_{ij}^*)^2. \tag{2.11}$$

Sejam λ_k e λ_k^* respectivamente os autovalores de B e B^* , os passos seguintes correspondem aos mesmos aplicados no PCA. Se B é positivo e definido de posto t isso implica que $B = VDV^T$ (pelo teorema espectral (ARAÚJO, 2017)); $D = \text{diag} \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_t, \lambda_{t+1}, \dots, \lambda_d\}$, com $\lambda_1, \dots, \lambda_t > 0$, e $\lambda_{t+1}, \dots, \lambda_d = 0$, é a matriz diagonal; V é a matriz de autovetores. Deste modo, teremos:

$$B = (VD^{1/2})(D^{1/2}V^T) = (VD^{1/2})(VD^{1/2})^T, \text{ onde,}$$

$$D^{1/2} = \text{diag} \{\sqrt{\lambda_1}, \dots, \sqrt{\lambda_d}\}. \tag{2.12}$$

Seja $B = (VD^{1/2})(VD^{1/2})^T = YY^T$. Isso implica que

$$Y = VD^{1/2} = \left(\sqrt{\lambda_1}v_1, \sqrt{\lambda_2}v_2, \dots, \sqrt{\lambda_d}v_d \right). \tag{2.13}$$

As componentes principais são as colunas da matriz Y^T , onde as distâncias entre os dados são dadas pela Equação 2.14.

$$d_{ij}^2 = \|y_i - y_j\|^2 = (y_i - y_j)^T (y_i - y_j), \tag{2.14}$$

são iguais às distâncias δ_{ij}^2 em D .

2.2.3 Isometric Feature Mapping

O Mapeamento de Características Isométricas (do inglês, *Isometric Feature Mapping* - ISOMAP), é um método de redução de dimensionalidade não-linear. Esse método baseia-se no MDS clássico (Seção 2.2.2), mas busca uma incorporação (do inglês, *embedding*) isométrica, isto é, uma transformação que preserva distâncias. As características isométricas significam que, para cada par de pontos no *manifold*, a distância geodésica, ou seja, caminho mínimo entre esses pontos, é igual à distância euclidiana entre suas coordenadas correspondentes (MA; FU, 2011).

O ISOMAP busca uma incorporação dos pontos de um conjunto X em \mathbb{R}^s , onde s é a dimensão dos dados, que preserva a geometria do *manifold* intrínseco, isto é, preserva as características dos dados no *manifold*, estimada através das distâncias geodésicas. O algoritmo do ISOMAP, seguindo o trabalho de Miranda et al. (MIRANDA; THOMAZ; GIRALDI, 2017), é descrito a seguir:

- Para cada $x_i \in X$ calcular os K vizinhos mais próximos em X , denotados por $KNN(x_i)$.
- Cálculo das Distâncias Geodésicas: construção de um grafo $G = (X, \mathcal{E})$, onde os vértices são os pontos de X e a matriz $\mathcal{E} = e_{ij}$ indica a relação entre os pontos no sentido de que, $e_{ij} = 1$ se $x_j \in KNN(x_i)$, e $e_{ij} = 0$, caso contrário. Em seguida, são estimadas as distâncias geodésicas por calcular caminhos de comprimentos mínimos no grafo G utilizando o algoritmo de Dijkstra (DIJKSTRA, 1959). O resultado é uma matriz $M_G = \{m_G^2(i, j)\}$, onde $m_G^2(i, j)$ é o comprimento do caminho mais curto do grafo G , entre os pontos $x_i, x_j \in X$.
- Incorporação de construção através do MDS: aplica-se o algoritmo MDS no grafo G , substituindo a matriz A por $A_G = (-1/2)M_G$ na Equação 2.11 a fim de obter uma representação dos pontos em uma dimensão reduzida s , preservando as distâncias geodésicas.

2.2.4 Locally Linear Embedding

A Incorporação Localmente Linear (do inglês, *Locally Linear Embedding* - LLE), é um método de redução de dimensionalidade não-linear que busca preservar a geometria local dos dados. Esse método encontra uma incorporação de baixa dimensão enquanto preserva a vizinhança entre os dados (ROWEIS; SAUL, 2000). A seguir é apresentada uma breve descrição da versão clássica do LLE.

Considere um conjunto de pontos $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, que contém N pontos $\in \mathbb{R}^d$, onde d é a dimensão desses dados. Inicialmente, o LLE atribui vizinhos para cada vetor x_i , $1 \leq i \leq N$, utilizando um algoritmo para encontrar os k vizinhos mais próximos. Em seguida, ele calcula os pesos w_{ij} que melhor reconstrói linearmente x_i através de seus vizinhos usando a função de

custo descrita na Equação 2.15.

$$E(w) = \sum_i \left\| x_i - \sum_j w_{ij} x_j \right\|^2, \quad (2.15)$$

$$\sum_j w_{ij} = 1.$$

onde $w_{ij} = 0$ se x_j não pertencer a vizinhança de x_i . A etapa final consiste em calcular a incorporação em baixa dimensão dos vetores y_i que melhor são reconstruídos por w_{ij} , de modo que minimize a função de custo para a incorporação, definida na Equação 2.16. Para mais detalhes sobre o método, vide o trabalho de Roweis e Saul (ROWEIS; SAUL, 2000).

$$C(y) = \sum_i \left\| y_i - \sum_j w_{ij} y_j \right\|^2. \quad (2.16)$$

2.3 Agrupamento

Para um conjunto de dados não rotulados, a tarefa de agrupamento (do inglês, *clustering*) consiste em separar esses dados em grupos através da atribuição de rótulos. Para isso, algoritmos de agrupamento buscam separar os dados em grupos de acordo com padrões e características semelhantes. Esses algoritmos podem ser utilizados como extratores de características, assim como também possibilitam a obtenção de informações sobre a estrutura dos dados e a descoberta de padrões semelhantes (DUDA; HART; STORK, 2000).

O *k-means* é um algoritmo clássico de agrupamento que recebe um conjunto de dados sem rótulos e um número k de grupos desejados. Ele atua alocando k candidatos a centros de grupos no espaço do conjunto de dados, e busca posicionar cada candidato de modo que referencie o centro de um dos grupos. O Algoritmo 1 apresenta um detalhamento do funcionamento do *k-means*. Ele inicia selecionando aleatoriamente os centros dos grupos e depois eles são atualizados. Para cada elemento do conjunto de dados calcula-se a distância Euclidiana entre ele e os centros dos grupos, e ele então é atribuído para o grupo no qual obteve uma menor distância. Assim, o centro de grupo é atualizado como a posição média dos seus elementos ou o elemento mais próximo da posição média. O algoritmo prossegue até que não ocorra mais nenhuma mudança dos grupos (MARSLAND, 2009).

Por usar a média dos elementos de um grupo como seu representante, o *k-means* se torna sensível a *outliers*, influenciando o resultado do agrupamento. Nesse contexto, surgiu o *k-medoids*, que utiliza como representante do grupo um elemento pertencente à base, nomeado de *medoid*. Ao realizar essa modificação, comparado ao *k-means*, essa abordagem reduz a influência dos *outliers* no cálculo dos representantes dos grupos. O *k-medoids* também utiliza

Algoritmo 1 – Descrição do algoritmo *k-means* com base em Marsland (MARSLAND, 2009).

Entrada: Conjunto de dados
Saída: Grupos de dados

- 1 **início**
- 2 escolha um valor para k , que representa o número de grupos desejados;
- 3 escolha k posições aleatórias no espaço de entrada;
- 4 atribua os centros de grupos μ_j , onde $j = 1, 2, \dots, k$ para essas posições;
- 5 **repita**
- 6 **para cada elemento x_i faça**
- 7 calcule a distância para cada centro de grupo μ_j ;
- 8 atribua x_i ao grupo mais próximo com distância:

$$d_i = \min_j d(x_i, \mu_j). \quad (2.17)$$
- 9 **fim**
- 10 **para cada centro de grupo faça**
- 11 mova a posição do centro para a média dos elementos nesse grupo

$$\mu_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} x_i, \quad (2.18)$$

onde N_j representa o número de elementos no grupo j .
- 12 **fim**
- 13 **até que os centros dos grupos parem de se mover;**
- 14 **retorna** k grupos
- 15 **fim**

uma medida de distância para calcular a distância entre os elementos da base. Assim, uma vez encontrado o melhor conjunto de *medoids*, cada grupo irá conter: um *medoid*; e elementos da base que estão próximos do *medoid* e que não são *medoids* de outros grupos (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2008).

Um algoritmo de agrupamento que possui uma representação hierárquica é *nearest-neighbor*. Este algoritmo possui um procedimento aglomerativo, que atua alocando cada elemento do conjunto de dados em um grupo diferente e, em seguida, mesclando os grupos de acordo com a semelhança dos elementos. O Algoritmo 2 mostra uma descrição do procedimento aglomerativo. Para esse algoritmo ser equivalente ao *nearest-neighbor* é necessário utilizar a distância mínima d_{min} , apresentada na Equação 2.19, para encontrar os grupos mais próximos (DUDA; HART; STORK, 2000).

O *nearest-neighbor* considera os elementos de um conjunto de dados como nós de um grafo. Para um subgrupo D_i deste conjunto de dados, os caminhos entre os elementos desse subgrupo são as arestas do grafo. Ao utilizar uma distância mínima d_{min} (ver Equação 2.19) para calcular a distância entre os subgrupos, são obtidos os subgrupos mais próximos através dos

nós vizinhos. A união entre dois subgrupos D_i e D_j consiste em adicionar uma aresta que liga o elemento contido em D_i que está mais próximo do elemento contido em D_j . Quando essa medida de distância é alterada para d_{max} (ver Equação 2.20), o procedimento aglomerativo se torna o algoritmo de agrupamento *farthest-neighbor* (DUDA; HART; STORK, 2000).

$$d_{min}(D_i, D_j) = \min_{x \in D_i, x' \in D_j} \|x - x'\|. \quad (2.19)$$

$$d_{max}(D_i, D_j) = \max_{x \in D_i, x' \in D_j} \|x - x'\|. \quad (2.20)$$

Algoritmo 2 – Descrição do algoritmo de agrupamento hierárquico aglomerativo com base em Duda et al. (DUDA; HART; STORK, 2000).

Entrada: Conjunto de dados
Saída: Grupos de dados

- 1 **início**
- 2 escolha um valor para k , que representa o número de grupos desejados;
- 3 $\hat{k} \leftarrow N$, onde N é o número de elementos do conjunto de entrada;
- 4 aloque \hat{k} grupos, e atribua um elemento do conjunto de entrada para cada grupo;
- 5 $D_i \leftarrow \{x_i\}, i = 1, \dots, N$;
- 6 **repita**
- 7 $\hat{k} \leftarrow \hat{k} - 1$;
- 8 Encontre os grupos mais próximos, D_i e D_j ;
- 9 Una D_i e D_j ;
- 10 **até** $k = \hat{k}$;
- 11 **retorna** k grupos
- 12 **fim**

Os algoritmos de agrupamento são bastante utilizados para obter grupos de um conjunto de dados. Adicionalmente, é importante analisar a qualidade dos grupos fornecidos, e para isso existem medidas de avaliação. Uma medida que pode ser utilizada é o índice *silhouette*, proposto por Rousseeuw (ROUSSEEUW, 1987), que mostra quais dados foram bem atribuídos a um grupo e aqueles dados em que isso não ocorre. A Equação 2.21 apresenta a formulação para o índice *silhouette* $s(i)$ calculado para um elemento do conjunto de dados.

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max \{a(i), b(i)\}}. \quad (2.21)$$

Na Equação 2.21, N é o número de elementos do conjunto de dados. Seja i um elemento desse conjunto que pertence ao grupo A , $a(i)$ representa a distância Euclidiana média entre i e os outros elementos pertencentes a este mesmo grupo. Além disso, seja $d(d_i, C_j)$ a distância Euclidiana média entre i e os elementos de um outro grupo C_j ($1 \leq j \leq k - 1, \forall C_j \neq A$). Assim, $b(i)$ representa a distância $d(d_i, C_j)$ mínima.

O índice *silhouette* retorna valores no intervalo $[-1, 1]$, onde valores desejados são aqueles próximos de 1, significando um bom agrupamento, e valores próximos a -1 significa o oposto disso. Essa medida pode ser utilizada para encontrar o melhor número de grupos através da maior média geral do índice *silhouette* (\bar{S}), definida na Equação 2.22, considerando todos os elementos do conjunto de dados e $k \geq 2$ (ROUSSEEUW, 1987).

$$\bar{S} = \frac{\sum_{i=1}^N s(i)}{N}. \quad (2.22)$$

3

Trabalhos Relacionados

Este capítulo descreve os trabalhos relacionados à criação de novos materiais a partir de uma base de BRDFs tabulares. A descrição desses trabalhos proporciona uma análise do que está sendo feito na literatura e esclarece o diferencial deste trabalho e as suas contribuições.

Para encontrar os trabalhos relacionados, foi feito um mapeamento sistemático sobre BRDFs e redução de dimensionalidade. Esta seção apresenta o mapeamento sistemático realizado (Seção 3.1) e uma descrição dos artigos obtidos através do mapeamento (Seção 3.2).

3.1 Mapeamento Sistemático

O processo de mapeamento sistemático utilizado neste trabalho segue aquele apresentado por Petersen et al. (PETERSEN et al., 2008). Inicialmente foram definidas as questões de pesquisa, e em seguida foi definida uma *string* de busca para procurar os artigos de interesse em bases de dados. Posteriormente, foram definidos critérios de inclusão e exclusão que contribuem para responder as questões de pesquisas e encontrar os artigos relevantes.

No final do mapeamento sistemático, selecionamos apenas os artigos que responderam as questões de pesquisa estabelecidas. A partir da extração de informações dos artigos relevantes, encontramos as bases de dados, representações das BRDFs e os métodos mais utilizados.

3.1.1 Questões de Pesquisa

Para saber a relevância da pesquisa, assim como também se é um estudo recorrente, as questões de pesquisas foram desenvolvidas buscando encontrar trabalhos que utilizam a

redução da dimensionalidade na representação de BRDFs. Dentre os trabalhos que satisfazem essa restrição, foram elaboradas as seguintes perguntas:

- (Q1) Quais são os tipos de representação de BRDFs usados?
- (Q2) Quais são as bases de BRDFs usadas?
- (Q3) Quais são os métodos de redução de dimensionalidade usados?

3.1.2 Seleção das Fontes

Na busca de trabalhos relacionados, foram escolhidas bases de dados para a realização dessa tarefa. Dentre as bases selecionadas estão: *ACM Digital Library*¹, *IEEE Xplore Digital Library*² e *Elsevier Scopus*³. A escolha dessas bases de dados foi devida à alta disponibilidade de artigos nas áreas pertencentes a ciência da computação e à possibilidade de acesso dessas bases através do portal de periódicos da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - CAPES por meio da Universidade Federal de Sergipe - UFS.

3.1.3 Termos de Busca

Com o objetivo de responder às questões de pesquisa (Seção 3.1.1), foi elaborada a seguinte *string* de busca:

("BRDF"OR "bidirectional reflectance distribution function*") AND ("dimensionality reduction"OR "manifold*")*.

Como mais de uma base de dados foi utilizada, essa *string* muda sua estrutura de acordo com a base. Além disso, quando possível, além do resumo, título e palavras chaves, a pesquisa foi realizada em todo o texto. Assim, para cada base escolhida foi definida uma *string* de busca específica. Cada *string* é apresentada a seguir.

- ACM Digital Library: *content.ftsec:(("BRDF*"OR "bidirectional reflectance distribution function*") AND ("dimensionality reduction"OR "manifold*"))*
- IEEE Xplore Digital Library: *("Full Text .AND. Metadata":"BRDF*"OR "Full Text .AND. Metadata":"bidirectional reflectance distribution function*") AND ("dimensionality reduction"OR "manifold*")*
- Elsevier Scopus: *ALL (("BRDF*"OR "bidirectional reflectance distribution function*") AND ("dimensionality reduction"OR "manifold*"))*

¹ <<https://dl.acm.org/>>

² <<https://ieeexplore.ieee.org/Xplore/home.jsp>>

³ <<https://www.scopus.com/search/form.uri?display=basic>>

Ao final da busca, 583 artigos foram obtidos sendo 196 desses na *ACM Digital Library*, 42 na *IEEE Xplore Library* e 345 na *Scopus*. Todas essas pesquisas foram realizadas em 16 de Setembro de 2019.

3.1.4 Critérios de Inclusão e Exclusão

Para a seleção dos trabalhos que respondem às questões de pesquisa, foram definidos critérios de inclusão e exclusão. A análise da correspondência desses critérios foi realizada ao longo do texto e, principalmente, no resumo, na introdução e conclusão dos artigos. Abaixo, seguem os critérios estabelecidos:

- Critérios de inclusão:
 - Foram inseridos artigos que abordam BRDFs e redução de dimensionalidade;
 - Foram inseridos artigos que abordam BRDFs e *manifold*.
- Critérios de exclusão:
 - Foram excluídos artigos duplicados;
 - Foram excluídos artigos que não abordam redução de dimensionalidade ou *manifold* no contexto das BRDFs.

Ao final dessa etapa, foi obtido um total de 12 artigos que respeitam as questões de pesquisa e os critérios de inclusão e exclusão estabelecidos.

3.1.5 Extração de Informação

Foram extraídas dos artigos selecionados as seguintes informações:

- Métodos de redução de dimensionalidade utilizados;
- Base de BRDFs utilizadas;
- Técnicas de classificação ou agrupamento utilizadas;
- Formas de avaliação ou análise de BRDFs;
- Ano de publicação.

3.1.6 Análise dos Artigos Relevantes

O uso de métodos de redução de dimensionalidade no contexto das BRDFs está se tornando recorrente. A Figura 3 mostra a quantidade de publicações nessa linha de pesquisa ao longo dos anos, onde é possível notar que desde 2015 pelo menos uma publicação nessa direção tem sido realizada. Dessa forma, estudos sobre BRDFs e redução de dimensionalidade têm se tornado cada vez mais frequentes apesar de ainda serem poucos, o que indica um potencial de contribuição e de inovação no tema.

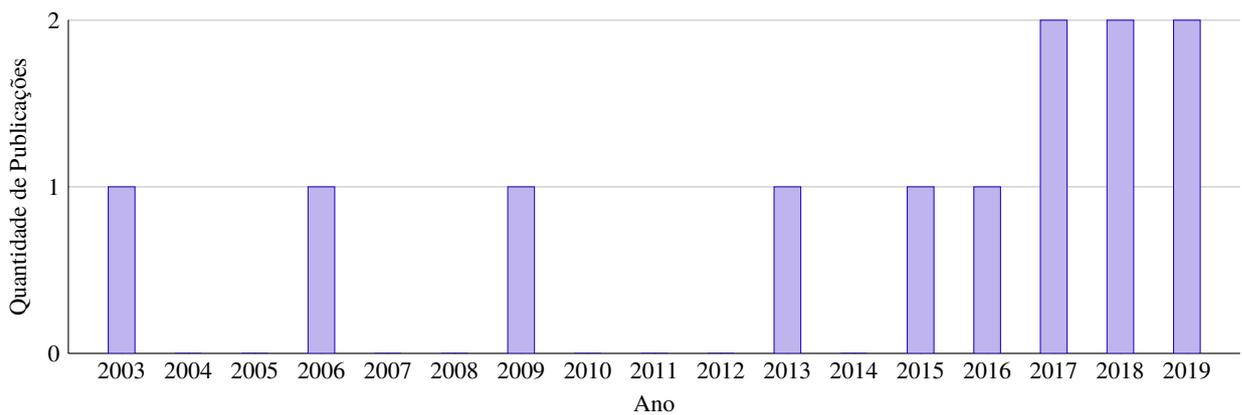


Figura 3 – Quantidade de publicações ao longo dos anos referente a redução de dimensionalidade no contexto das BRDFs.

Ao analisar os 12 artigos relevantes, percebeu-se que todos utilizaram algum método de redução de dimensionalidade na abordagem apresentada. Além disso, para alguns artigos, mais de um método foi utilizado. A Figura 4 mostra uma comparação entre os métodos utilizados, cujos nomes e siglas não apresentados na Seção 2.2 são informados a seguir.

- Aproximação e Projeção Uniforme de Variedades (do inglês, *Uniform Manifold Approximation and Projection* - UMAP);
- Modelo Variável Latente do Processo Gaussiano (do inglês, *Gaussian Process Latent Variable Model* - GPLVM).

A Figura 4 mostra que o método PCA foi o mais empregado. Em seguida, o GPLVM, que vem recebendo bastante atenção, e é um método probabilístico. Além disso, pela Tabela 1, percebe-se que os trabalhos que usaram GPLVM também aplicaram o PCA, isso é devido ao PCA ter sido utilizado na inicialização do GPLVM por esses trabalhos.

Além dos métodos de redução de dimensionalidade, foi realizada uma análise sobre em quais representações das BRDFs esses métodos foram aplicados. Neste contexto, cerca de 75,00% dos artigos utilizaram apenas materiais compostos por BRDFs tabulares disponibilizados por uma base, enquanto 8,33% dos artigos trabalharam com BRDFs analíticas obtidas de modelos de refletância e 16,67% dos artigos utilizaram ambas as representações (ver Figura 5 e Tabela 1).

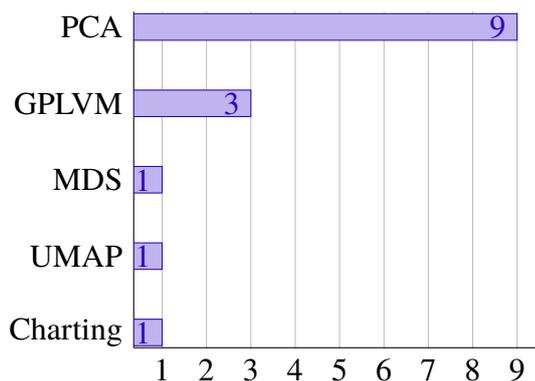


Figura 4 – Métodos de redução de dimensionalidade usados pelos trabalhos relevantes.

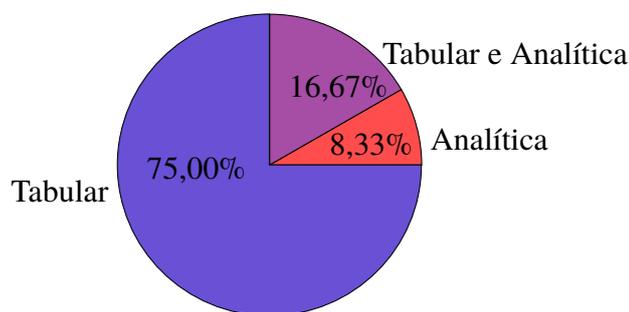


Figura 5 – Representações da BRDF utilizadas pelos artigos obtidos com o mapeamento sistemático.

A Figura 6 mostra uma comparação sobre o uso das bases de BRDFs tabulares pelos artigos, onde percebe-se que a base de BRDFs do MERL foi a mais utilizada. A Tabela 1 apresenta os artigos, as formas de representações das BRDFs, e as bases de referência escolhidas para o desenvolvimento do seus trabalhos.

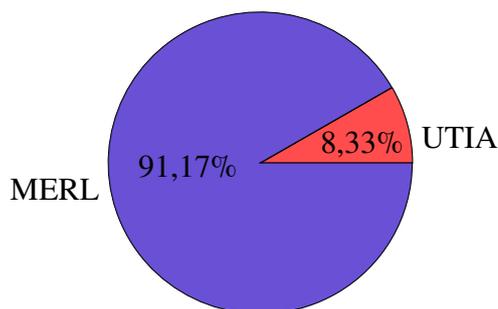


Figura 6 – Bases de BRDFs utilizadas como referência pelos artigos obtidos do mapeamento sistemático.

Os trabalhos obtidos do mapeamento sistemático apresentam diferentes objetivos, tais como a criação, edição, análise, agrupamento e classificação de materiais. Devido a essas diferentes abordagens, alguns trabalhos, além de métodos de redução de dimensionalidade, utilizaram métodos de agrupamento e classificação, e propuseram formas de analisar os materiais.

A seguir são apresentados os nomes e siglas dos métodos e técnicas pertencentes a essas categorias.

- Classificação:
 - Rede Neural Convolucional (do inglês, *Convolutional Neural Network* - CNN);
 - Máquina de Vetores de Suporte (do inglês, *Support Vector Machine* - SVM).
- Técnica de análise:
 - Erro Quadrático Médio (do inglês, *Mean Square Error* - MSE);
 - Relação Sinal-Ruído de Pico (do inglês, *Peak Signal-to-Noise Ratio* - PSNR).

Com isso, a Tabela 1 também reúne informações sobre os métodos e técnicas, e indica os trabalhos correspondentes. Além disso, essa tabela contribui para responder as questões de pesquisas estabelecidas (Seção 3.1.1):

- (Q1) Quais são os tipos de representação de BRDFs usados?
 - BRDFs tabulares e BRDFs analíticas obtidas por modelos de refletância.
- (Q2) Quais são as bases de BRDFs usadas?
 - Base de BRDFs do MERL e UTIA.
- (Q3) Quais são os métodos de redução de dimensionalidade usados?
 - PCA, MDS, *Charting*, GPLVM e UMAP.

Tabela 1 – Informações extraídas dos artigos obtidos do mapeamento sistemático.

Autores	Representação da BRDF Usada	Base de Referência	Métodos de Redução de Dimensionalidade	Métodos de Classificação	Métodos de Agrupamento	Técnica de Análise	Descrição
Lagunas et al. (LAGUNAS et al., 2019)	tabular	MERL	UMAP	CNN	–	medida de similaridade	Análise de Materiais
Filip e Kolafová (FILIP; KOLAFOVÁ, 2019)	tabular	UTIA	PCA	–	–	perceptual	Análise de Materiais
Sun et al. (SUN; JENSEN; RAMAMOORTHY, 2018)	tabular e analítica	MERL	PCA	–	<i>K-means</i>	PSNR e BRDF <i>slice</i>	Edição de Materiais
Soler et al. (SOLER; SUBR; NOWROUZE-ZAHRAI, 2018)	tabular	MERL	PCA e GPLVM	–	–	distância perceptual	Criação de Materiais
Nunes et al. (NUNES; MIRANDA; ANDRADE, 2017)	tabular	MERL	PCA	–	–	distância Euclidiana	Criação de Materiais
Georgoulis et al. (GEORGULIS et al., 2017)	tabular	MERL	PCA e GPLVM	SVM	–	–	Classificação de Materiais
Serrano et al. (SERRANO et al., 2016)	tabular	MERL	PCA	–	<i>K-means</i>	BRDF <i>slice</i> e MSE	Edição de Materiais
Georgoulis et al. (GEORGULIS et al., 2015)	tabular	MERL	PCA e GPLVM	–	<i>Spectral clustering</i>	–	Criação de Materiais
Elhabian e Farag (ELHABIAN; FARAG, 2013)	tabular	MERL	PCA	–	–	–	Criação de Materiais
Wills et al. (WILLS et al., 2009)	tabular e analítica	MERL	MDS	–	–	distância Euclidiana	Criação de Materiais
Ngan et al. (NGAN; DURAND; MATUSIK, 2006)	analítica	MERL	PCA	–	<i>K-means</i>	distância para BRDF	Análise de Materiais
Matusik et al. (MATUSIK et al., 2003a)	tabular	MERL	PCA e <i>Charting</i>	SVM	–	–	Criação de Materiais

3.2 Descrição dos Trabalhos Relacionados

A aparência de um material é de extrema importância na representação do que é visto no mundo real. Para isso, materiais medidos estão sendo cada vez mais valorizados em aplicações que envolvem renderizações. No entanto, existem poucas bases de materiais medidos e elas contêm poucos materiais. Diante deste problema, diversos trabalhos vêm apresentando abordagens que, a partir de uma base existente, criam novos materiais medidos.

Métodos de redução de dimensionalidade têm sido usados em abordagens que buscam criar novos materiais, assim como também em abordagens que desempenham agrupamento, classificação, edição e análise de materiais. Além de proporcionar uma representação dos dados em uma dimensão menor, esses métodos possibilitam a extração de informações com respeito à estrutura desses dados. Neste contexto, a seguir, são apresentadas descrições de trabalhos que utilizaram redução de dimensionalidade no contexto das BRDFs.

3.2.1 Criação de Materiais

Capturar a aparência de materiais reais exige um longo processo de aquisição e um elevado espaço de armazenamento. Matusik et al. (MATUSIK et al., 2003a) criaram uma base de BRDFs composta por 100 materiais isotrópicos, assim como também desenvolveram um método para criar novos materiais a partir dessa base de BRDFs. Para esse método, os autores utilizaram tanto redução de dimensionalidade linear (PCA) quanto não-linear (*Charting* (BRAND, 2003)) para descobrir um *manifold* em baixa dimensão dessa base. Esse método contém um mapeamento entre o espaço original e o espaço reduzido que possibilita a criação de novos materiais através de interpolação ou extrapolação, e contém um conjunto de parâmetros para permitir a alteração das propriedades dos materiais criados. Além disso, foi feita uma análise para encontrar a dimensão necessária para gerar um *manifold* de baixa dimensão tanto para o método de redução de dimensionalidade linear quanto não-linear, que represente adequadamente a base de materiais.

O brilho que alguns materiais apresentam é de extrema importância para caracterizá-los. Wills et al. (WILLS et al., 2009) apresentaram um estudo sobre a captura da percepção humana do brilho nos materiais. Além disso, os autores desenvolveram uma variante do MDS para gerar uma incorporação perceptual de baixa dimensão de uma base de BRDFs. Através dessa variante do MDS e das técnicas de interpolação perceptual e de integração com cor desenvolvidas, uma abordagem para criar novos materiais é apresentada. Essa interpolação perceptual está direcionada para a representatividade do brilho do material. Para isso, foram utilizadas triangulação de Delaunay aplicada na incorporação para obter uma envoltória convexa, e coordenadas baricêntricas para interpolar materiais dentro de triângulos dessa envoltória.

Elhabian e Farag (ELHABIAN; FARAG, 2013) apresentaram uma abordagem para criar um subespaço bilinear analítico de baixa dimensão capaz de capturar informações de uma

renderização de um material sob iluminação complexa. Esse subespaço é bilinear devido a aplicação de duas transformações lineares na renderização. Para construir esse subespaço através de uma formulação analítica, os autores utilizaram representação espaço-frequência da equação de irradiância da imagem, PCA bidirecional (ZUO; ZHANG; WANG, 2006), e funções de base denominadas de harmônicas de irradiância. Além disso, os autores apresentaram uma abordagem usando o subespaço bilinear para a reconstrução de materiais representados por renderizações.

Georgoulis et al. (GEORGOULIS et al., 2015) buscaram inferir uma BRDF completa a partir de poucas amostras disponíveis. Os autores desenvolveram uma abordagem para capturar apenas uma imagem de uma esfera composta de um material específico, que representa uma pequena parte da informação de todo o domínio da BRDF deste material. No entanto, essa abordagem permite a captura de poucas amostras, e elas são concentradas em uma única seção do espaço da BRDF, na qual as amostras são obtidas utilizando uma câmera com *flash* e ângulos de entrada e saída da luz semelhantes (para mais detalhes, ver a Seção 2 do artigo). Assim, os autores desenvolveram o método GPLVM para construir um *manifold* compartilhado, que possibilita a extrapolação da BRDF de uma dimensão para duas ou três dimensões. Além disso, este método é capaz de inferir propriedades da BRDF do material através da distribuição estatística de características do material no mundo real.

Nunes et al. (NUNES; MIRANDA; ANDRADE, 2017) apresentaram uma abordagem para criar novos materiais a partir de uma base de medições reais. Para isso, utilizaram o PCA com a finalidade de obter um espaço reduzido, no qual aplicaram triangulação de Delaunay para gerar uma malha de pontos que representam os materiais da base. Assim, qualquer posição nesta malha pode ser usada para criar um novo material no espaço original através da interpolação dos materiais contidos nele. Os autores propuseram uma estratégia de navegação no espaço reduzido, que cria um conjunto de materiais inéditos entre dois materiais conhecidos da base. Além disso, utilizando o PCA, os autores realizaram uma busca para encontrar um espaço reduzido que represente bem a base de materiais em sua dimensão original.

Soler et al. (SOLER; SUBR; NOWROUZEZHAI, 2018) desenvolveram um método para interpolar e extrapolar BRDFs capturadas do mundo real. Esse método consiste em utilizar o GPLVM e uma parametrização que produz um *manifold* não-linear responsável pela interpolação das BRDFs inseridas como entrada. A extrapolação das BRDFs nesse *manifold* também é possível devido ao modelo variável latente preservar a linearidade entre os dados de entrada para o treinamento e os dados interpolados. Além de propor um método que aprende um *manifold* não-linear para BRDFs medidas de baixa dimensionalidade, os autores propuseram uma técnica de mapeamento para atravessar pontos no *manifold* não-linear usando interpolação linear no espaço original das BRDFs medidas, e também analisaram a plausibilidade das BRDFs interpoladas utilizando uma distância perceptual.

3.2.2 Edição de Materiais

Além da criação de novos materiais a partir de uma base de BRDFs tabulares, Serrano et al. (SERRANO et al., 2016) apresentaram uma abordagem para editar a aparência de materiais. Na criação de materiais, os autores seguiram uma abordagem semelhante à de Nielsen et al. (NIELSEN; JENSEN; RAMAMOORTHY, 2015), onde aplicaram um mapeamento linear log-relativo na base de BRDFs e utilizaram PCA para representar as BRDFs em um espaço reduzido. Em seguida, os autores construíram uma envoltória convexa para esse espaço reduzido, buscando sintetizar uma nova BRDF dentro do politopo da envoltória convexa através de uma distribuição uniforme com amostragem de Gibbs (METROPOLIS et al., 1953). Para a edição da aparência de materiais, os autores construíram: um conjunto de atributos; um mapeamento entre cada atributo; e coeficientes das componentes principais selecionadas, que utiliza uma rede de função de base radial (do inglês, *Radial Basis Function* - RBF). Esse mapeamento define o controle do espaço para editar a aparência de materiais.

Sun et al. (SUN; JENSEN; RAMAMOORTHY, 2018) desenvolveram um *framework* para conectar BRDFs capturadas de materiais do mundo real a BRDFs analíticas. Para que isso seja possível, as BRDFs tabulares foram divididas em suas componentes difusa e especular a fim de proporcionar a edição dessas partes. Além disso, os autores perceberam que, ao aplicar PCA na base de BRDFs, no espaço linear, apenas uma componente principal é necessária para representar o termo difuso de um material e, no espaço logarítmico, três componentes principais são necessárias para modelar o termo especular. Deste modo, Sun et al. apresentaram um modelo compacto de BRDF tabular e um algoritmo para estimar funções analíticas com dois lóbulos especulares a partir de BRDFs tabulares.

3.2.3 Classificação de Materiais

Georgoulis et al. (GEORGOULIS et al., 2017) desenvolveram um método para realizar a classificação de materiais sob iluminação natural. Uma estratégia de reconhecimento de material foi proposta. Os autores utilizaram o GPLVM em conjunto com um discriminativo anterior (ELEFThERIADIS; RUDOVIC; PANTIC, 2015) com a finalidade de encontrar um *manifold* de baixa dimensão para ser utilizado na classificação de materiais, onde cada material é representado por uma imagem de alta faixa dinâmica capturada de um esfera composta pelo material sob iluminação natural. Além disso, os autores não utilizaram nenhuma informação sobre textura e classe de objeto para classificar os materiais. Para realizar o reconhecimento dos materiais Georgoulis et al. utilizaram SVMs em conjunto com o *manifold* de baixa dimensão que contém informações sobre as propriedades das classes de materiais.

3.2.4 Análise de Materiais

Ngan et al. (NGAN; DURAND; MATUSIK, 2006) apresentaram um método com o objetivo de projetar a aparência de materiais através da alteração dos parâmetros de um modelo de refletância. Para o desenvolvimento desse método, foi necessário definir uma métrica de avaliação para BRDFs, que recebe como entrada renderizações de materiais sob iluminação natural. Além disso, os autores desenvolveram uma interface para navegar em um espaço de parâmetros remapeado de acordo com um modelo de refletância. Esse espaço é composto por renderizações geradas através desse modelo de refletância. Os autores também incluíram na interface outros modelos de refletância e a possibilidade de navegar entre esses modelos, a fim de representar um maior *manifold* de materiais. A métrica proposta pelos autores contribui para encontrar vizinhos entre as renderizações para o modelo de refletância usado, e permite ter uma percepção da vizinhança no espaço composto por todos os modelos de refletância existentes na interface. Os autores utilizaram o PCA para reduzir o tamanho das renderizações, assim como também no cálculo da distância entre elas.

Filip e Kolafová (FILIP; KOLAFOVÁ, 2019) realizaram uma análise perceptual em materiais da base UTIA BRDF. Além disso, eles fizeram uma análise sobre o relacionamento entre os atributos, categorias e propriedades dos materiais dessa base. Para isso, Filip e Kolafová usaram um estudo psicofísico para avaliar os atributos visuais, táteis e subjetivos dos materiais. Neste contexto, foram selecionados atributos referentes a textura que incluem refletância, cor e propriedades estruturais do material. Para os atributos táteis foram escolhidos representantes que tem uma clara interpretação física. E para os subjetivos foram selecionados aqueles que refletem a autenticidade e a qualidade dos materiais. Além disso, o PCA foi usado para obter uma representação em baixa dimensão dos dados e a variabilidade dos dados, e a análise multivariada de variância (do inglês, *Multivariate Analysis of Variance* - MANOVA) para avaliar o relacionamento entre os atributos.

Lagunas et al. (LAGUNAS et al., 2019) desenvolveram uma métrica capaz de medir a similaridade entre a aparência de materiais. Para isso, foi necessário criar uma base de dados composta por renderizações geradas a partir de diferentes formas, materiais e mapas de ambientes. Além disso, os autores realizaram uma pesquisa sobre a similaridade da aparência dos materiais sob julgamento humano com o objetivo de incluir uma percepção humana na métrica. A base construída possibilitou os autores utilizarem uma arquitetura de aprendizagem profunda e, adicionalmente, eles inseriram uma nova função de custo a esta arquitetura que se ajusta aos dados usados, incluindo a pesquisa acerca da similaridade sob julgamentos humanos. Além de apresentarem essa métrica, Lagunas et al. desenvolveram uma abordagem para extrair vetores de características de imagens fornecidas como entrada. Esses vetores podem ser utilizados posteriormente para agrupamento e visualização dos dados. Os autores utilizaram UMAP para visualizar os dados em uma dimensão mais baixa que a original.

4

Criando Novos Materiais

Este capítulo apresenta um pipeline para criar novos materiais a partir de uma base de BRDFs tabulares. Adicionalmente à base de BRDFs, o pipeline recebe como entrada um conjunto de índices de materiais pertencentes a essa base, selecionados pelo usuário de acordo com a aparência do material que esteja procurando e que irão guiar a geração de um espaço de criação de BRDFs.

O pipeline consiste em pré-processar a base de BRDFs tabulares (Seção 4.1), produzindo uma base pré-processada. Em seguida, o agrupamento dessa base de BRDFs pré-processadas (Seção 4.2) e a redução de dimensionalidade (Seção 4.3) são realizados. Através do espaço reduzido obtido, dos grupos de materiais, e dos índices dos materiais escolhidos pelo usuário, um espaço de criação de BRDFs é construído, e é definido um mapeamento para o espaço de BRDFs tabulares original (Seção 4.3). Além disso, uma navegação nesse espaço de criação de BRDFs é realizada para criar novos materiais (Seção 4.4). A Figura 7 apresenta um resumo das etapas do pipeline.

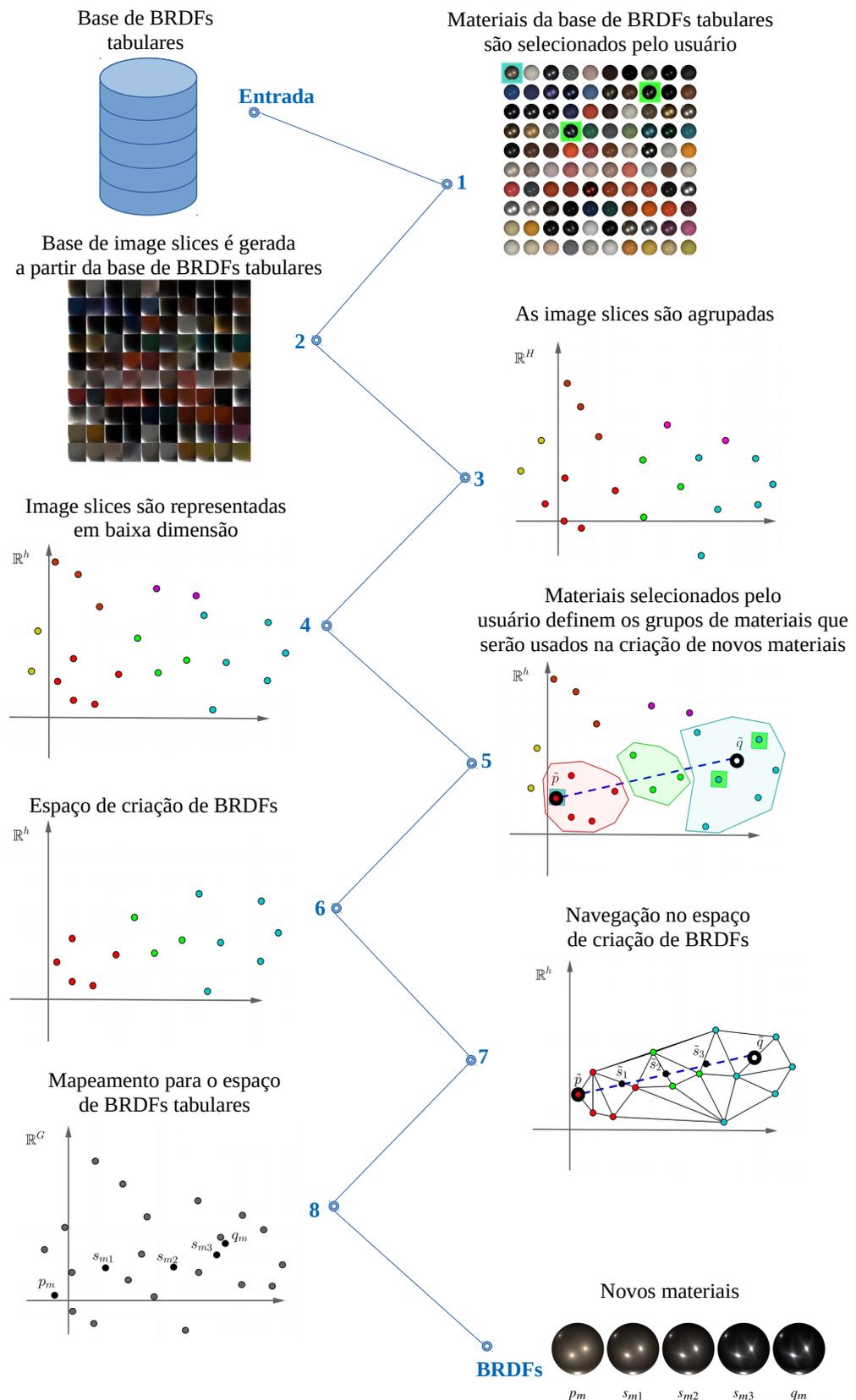


Figura 7 – Resumo das etapas realizadas pelo pipeline proposto. O espaço \mathbb{R}^H representa a base de *image slices* em sua dimensão original, o espaço \mathbb{R}^h representa a base de *image slices* em baixa dimensão, e o espaço \mathbb{R}^G representa a base de BRDFs tabulares, onde $G > H > h$.

4.1 Pré-processamento

A representação de materiais usando dados tabulares exige um longo processo de aquisição e bastante espaço de armazenamento. Por este motivo, bases como MERL BRDF (MATUSIK et al., 2003a) e UTIA BRDF (FILIP; VÁVRA, 2014), necessitaram capturar, respectivamente, 1458000 e 82944 amostras para representar cada um dos materiais pertencentes à base. Dupuy e Jakob (DUPUY; JAKOB, 2018) construíram uma base de BRDFs que utilizou 3712 e 118784 medições reais para representar, respectivamente, cada um dos materiais isotrópicos e anisotrópicos armazenados. Para reduzir o número de amostras necessárias para reproduzir a aparência de um material do mundo real, abordagens de pré-processamento podem ser bastante úteis. Como exemplo, Nielsen et al. (NIELSEN; JENSEN; RAMAMOORTHY, 2015) propuseram uma abordagem que consiste em selecionar as melhores direções de amostras para reconstruir uma BRDF usando um número limitado de amostras.

Neste trabalho, nós propomos uma abordagem para pré-processar a base de BRDFs tabulares que consiste em manter apenas as amostras necessárias para a criação de uma *image slice*, forma compacta de visualização desenvolvida por Burley (BURLEY, 2012). Essa forma compacta fornece uma representação bidimensional de um material que contém suas características de refletância relevantes. As *image slices* exibem propriedades das BRDFs que são visualmente identificadas e comparadas, pois plotam amostras da BRDF com direções específicas de entrada e saída da luz. Assim, uma *image slice* contém amostras da BRDF onde propriedades tais como pico especular, pico de Fresnel, refletância difusa e retrorreflexão são observadas (BURLEY, 2012).

A Figura 8 mostra uma descrição da *image slice*, onde os vetores \mathbf{l} e \mathbf{v} são a direção de entrada da luz (ω_i) e a direção da saída de luz (ω_o). O vetor \mathbf{h} , conhecido como *half-vector* ou *halfway vector*, é definido na Equação 4.1 e representa o vetor entre os vetores \mathbf{l} e \mathbf{v} .

$$\mathbf{h} = \frac{\mathbf{l} + \mathbf{v}}{|\mathbf{l} + \mathbf{v}|} \quad (4.1)$$

Na Figura 8, ângulos θ_h e θ_d são os ângulos de elevação dos vetores \mathbf{h} e \mathbf{d} , respectivamente. O vetor \mathbf{d} , conhecido como vetor de diferença, é definido pela diferença entre \mathbf{h} e o vetor da direção de entrada ou saída da luz (\mathbf{l} ou \mathbf{v}) (WEYRICH et al., 2009). Para mais detalhes sobre este sistema de coordenadas, vide trabalho de Rusinkiewicz (RUSINKIEWICZ, 1998). Os materiais da base de BRDFs do MERL (MATUSIK et al., 2003a) foram discretizados com 90 amostras (*bins*) para θ_h e θ_d e 180 amostras para ϕ_d (ângulo azimutal do vetor \mathbf{d}). Para uma *image slice* $\phi_d = 90$ é suficiente para visualizar características interessantes, tais como pico especular, pico de Fresnel, reflectância difusa e retrorreflexão (BURLEY, 2012).

Cada região de uma *image slice* representa uma característica que pode ser encontrada

em materiais reais. A Figura 8 apresenta as características de refletância armazenadas na *image slice*, representadas pelas seguintes regiões:

- Superior: retrorreflexão;
- Superior direito: retrorreflexão em ângulos rasos;
- Lado esquerdo: pico especular;
- Centro: reflexão difusa;
- Inferior: pico de Fresnel.

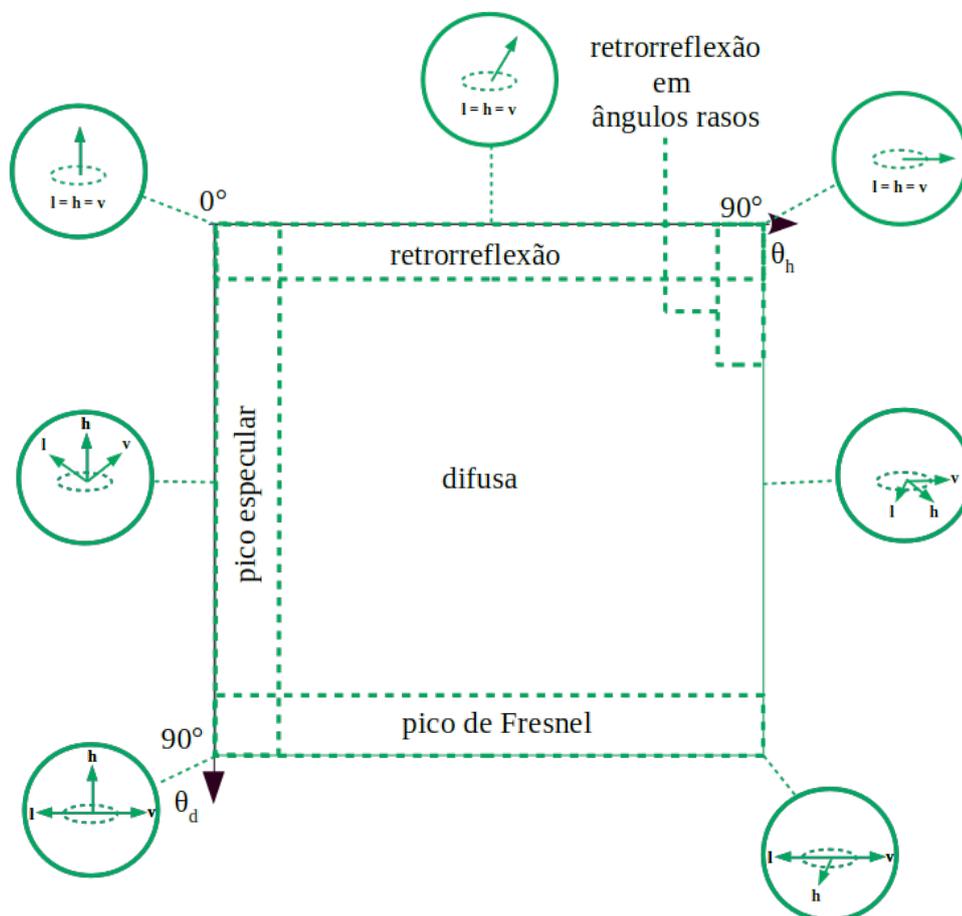


Figura 8 – Combinação de ângulos que geram o conteúdo de uma *image slice*. (fonte: adaptação de Burley (BURLEY, 2012)).

Como exemplo, a Figura 9 mostra *image slices* e renderizações dos materiais *white-fabric*, *violet-rubber*, *blue-acrylic* e *two-layer-silver* da base de BRDFs do MERL (MATUSIK et al., 2003a). Através dessas imagens, nota-se que o material *white-fabric* apresenta um baixo pico especular e de Fresnel, enquanto o *violet-rubber* apresenta um aumento nessas características, principalmente no pico de Fresnel em ângulos rasos, efeito comum em materiais desse tipo

no mundo real. Comparado a eles, o material *blue-acrylic* mostra um alto pico especular, e o *two-layer-silver* ilustra um exemplo de alto pico especular e de Fresnel. A Figura 10 mostra o pré-processamento de uma base de BRDFs tabulares.

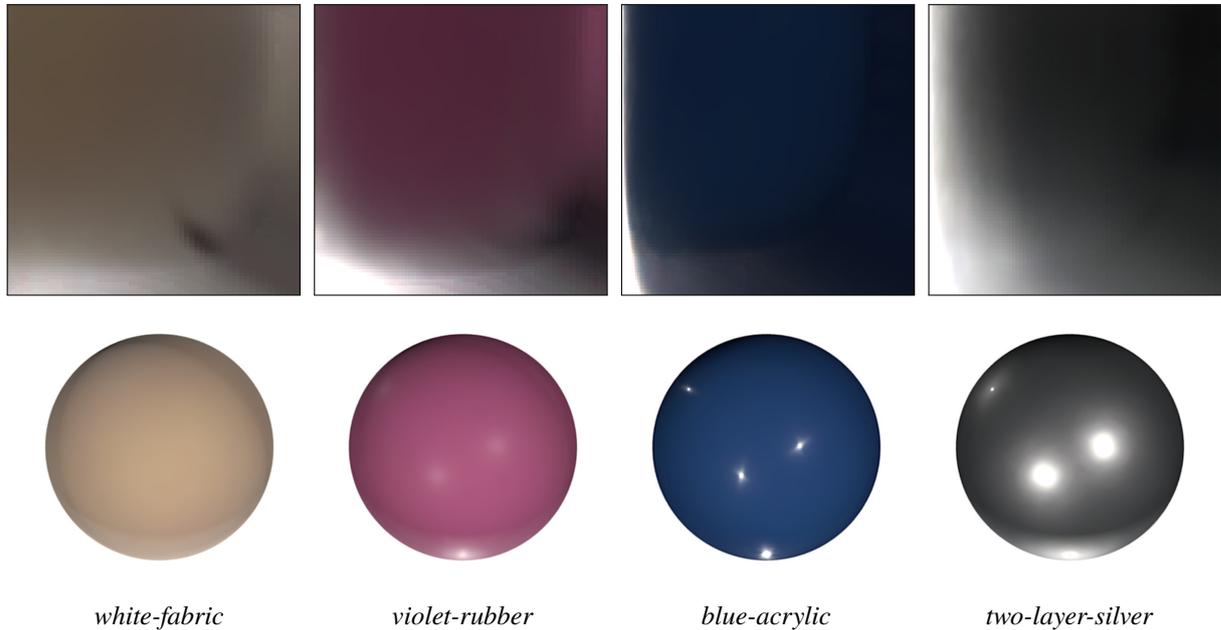


Figura 9 – *Image slices* de materiais distintos: dois foscos *white-fabric* e *violet-rubber*; e dois especulares *blue-acrylic* e *two-layer-silver*. Abaixo de cada *image slice* é exibida a renderização de uma esfera com o respectivo material. *Image slices* geradas a partir da biblioteca ALTA (BELCOUR et al., 2013-2015) e renderizações a partir da ferramenta PBRT-v2 (PHARR; HUMPHREYS., 2016).

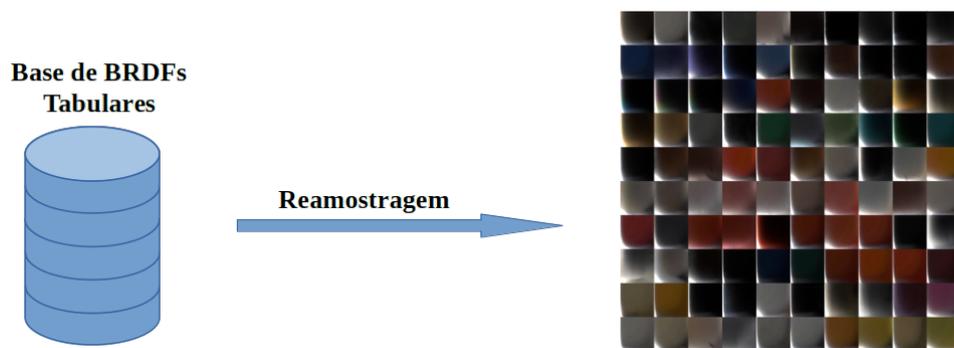


Figura 10 – Processo de pré-processamento aplicado em uma base de BRDFs tabulares. Nessa ilustração foi usada a base de BRDFs do MERL (MATUSIK et al., 2003a), e as *image slices* foram geradas utilizando a biblioteca ALTA (BELCOUR et al., 2013-2015).

4.2 Agrupamento dos Dados

A base de *image slices* é agrupada com a finalidade de obter grupos de materiais de acordo com características de refletância semelhantes, tais como pico especular, pico de Fresnel, reflexão

difusa e retrorreflexão. Para este fim, os algoritmos *k-means* e *k-medoids* foram escolhidos por seu vasto uso ou de suas variantes no contexto das BRDFs (NASCIMENTO; CARVALHO; ANDRADE, 2016; GUO et al., 2020; CHEN et al., 2019).

Antes da aplicação de um algoritmo de agrupamento na base de *image slices*, uma normalização dos dados é necessária, uma vez que os dados de refletância apresentam uma alta faixa dinâmica. Os altos valores de refletância são devido aos picos especulares, principalmente encontrados em materiais reflexivos, e os baixos valores ocorrem nas regiões de reflexão difusa, que são predominantes em materiais foscos. Para evitar que os dados de refletância referentes aos picos especulares tenham maior contribuição no agrupamento do que aqueles que se referem as regiões de reflexão difusa, a normalização dos dados é realizada utilizando a Equação 4.2.

$$\tilde{x} = \frac{x - \mu}{\sigma}, \quad (4.2)$$

onde x representa um elemento da base, μ a média do conjunto de elementos e σ o desvio padrão do elemento x . Essa transformação representa um procedimento de normalização de escala para unidade de variância (AKSOY; HARALICK, 2001; JAIN; DUBES, 1988). Após a aplicação dessa transformação na base de *image slices*, um algoritmo de agrupamento (Seção 2.3) é aplicado na base resultante, fornecendo a identificação dos grupos de materiais representados por *image slices*, ver Figura 11.

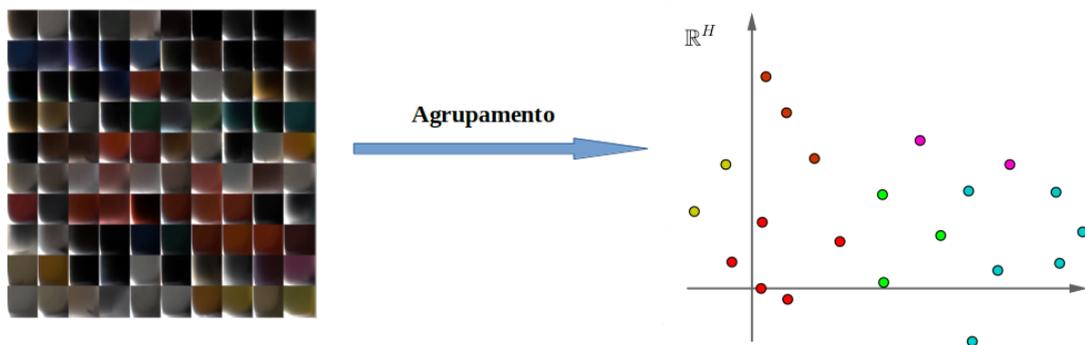


Figura 11 – Ilustração do processo de agrupamento da base de *image slices* de materiais no seu espaço \mathbb{R}^H , com $H = 786432$. Cada cor apresentada na plotagem à direita representa um grupo diferente. As *image slices* foram obtidas da base de BRDFs do MERL (MATUSIK et al., 2003a), e geradas utilizando a biblioteca ALTA (BELCOUR et al., 2013-2015).

Os algoritmos *k-means* e *k-medoids* requerem o número de grupos k como entrada. Para definir o melhor k para agrupar a base de *image slices*, o índice *silhouette* (Seção 2.3) é usado. Assim, cada um desses algoritmos são aplicados na base de *image slices* normalizadas utilizando diferentes valores de k , e a média geral do índice *silhouette* (\bar{S}) (Equação 2.22) é calculada. E assim, para cada um desses algoritmos, o valor de k que fornecer a maior média geral do índice *silhouette* é indicado como o melhor número de grupos.

4.3 Espaço de Criação de BRDFs

Um método de redução de dimensionalidade, PCA, MDS, ISOMAP ou LLE (Seção 2.2), é aplicado na base de *image slices* (Seção 4.1), para obter um espaço reduzido (ver Figura 12). O PCA é um método bastante utilizado no contexto das BRDFs (MATUSIK et al., 2003a; NIELSEN; JENSEN; RAMAMOORTHY, 2015; SERRANO et al., 2016; NUNES; MIRANDA; ANDRADE, 2017). Já o MDS e o ISOMAP foram selecionados por preservar a distância entre os dados. Em contraste, o LLE foi selecionado por preservar a vizinhança entre os dados e, por conseguinte, realizar uma comparação entre esses métodos a respeito do efeito dessas características na criação de novos materiais. Após a redução de dimensionalidade da base de *image slices*, o algoritmo *nearest-neighbor* (Seção 2.3) é usado para obter a distância Euclidiana entre os pontos que representam as *image slices* no espaço reduzido. Essas distâncias são usadas para calcular o caminho mínimo entre qualquer par de pontos através do algoritmo de Dijkstra (DIJKSTRA, 1959).

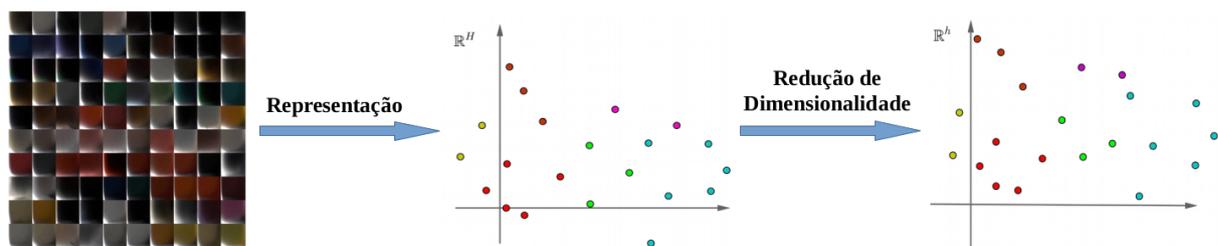


Figura 12 – Redução de dimensionalidade da base de *image slices* para a geração de um espaço reduzido. Cada cor apresentada nas plotagens representa um grupo diferente. A plotagem central ilustra a representação da base no seu espaço \mathbb{R}^H , com $H = 786432$ e a plotagem à direita a base no seu espaço \mathbb{R}^h , onde H representa a dimensão original da base e h é dado como entrada para o método de redução de dimensionalidade, em que $H > h$. As *image slices* foram obtidas da base de BRDFs do MERL (MATUSIK et al., 2003a), e geradas utilizando a biblioteca ALTA (BELCOUR et al., 2013-2015).

Para criar um espaço de BRDFs guiado pelo usuário, um subconjunto de *image slices* é selecionado nesse espaço reduzido, considerando os materiais de interesse escolhidos pelo usuário como entrada (ver Figura 13) e o agrupamento realizado na Seção 4.2. Todos os elementos nos grupos que contêm *image slices* dos materiais de interesse e nos grupos que contêm *image slices* dos materiais pertencentes ao caminho mínimo entre os materiais de interesse são selecionados para gerar o espaço de criação de BRDFs. Um material de interesse pode ser representado por um elemento da base de *image slices* ou pela combinação linear de outros. Quando um material de interesse é representado pela combinação linear de outros elementos, o grupo que contém a *image slice* mais próxima dele é selecionado.



Figura 13 – Materiais selecionados pelo usuário através de renderizações. Os materiais selecionados estão destacados em ciano: *alum-bronze*; e verde: *chrome-steel* e *grease-covered-steel*. As renderizações foram geradas utilizando a base de BRDFs do MERL (MATUSIK et al., 2003a) e a ferramenta PBRT-v2 (PHARR; HUMPHREYS., 2016).

A Figura 14 ilustra um exemplo de geração do espaço de criação de BRDFs. A Figura 14a representa o espaço reduzido de *image slices* de materiais com a representação de cada grupo por diferentes cores. Em seguida, a Figura 14b apresenta esse espaço reduzido com os grupos representados, indicando *image slices* dos materiais que foram escolhidos pelo usuário (marcados com um quadrado preenchido de ciano ou verde). A partir dos materiais selecionados, os materiais de interesse são computados no espaço de *image slices* e representados pelos pontos \tilde{p} e \tilde{q} , onde o primeiro deles é definido por um material da base, e o segundo pela combinação linear de outros dois. A Figura 14c mostra esses pontos de interesse e a Figura 14d o caminho mínimo entre eles. Os grupos de *image slices* que contém esse caminho são usados para gerar um espaço de criação de BRDFs contendo apenas subconjuntos de interesse, ver Figura 14e.

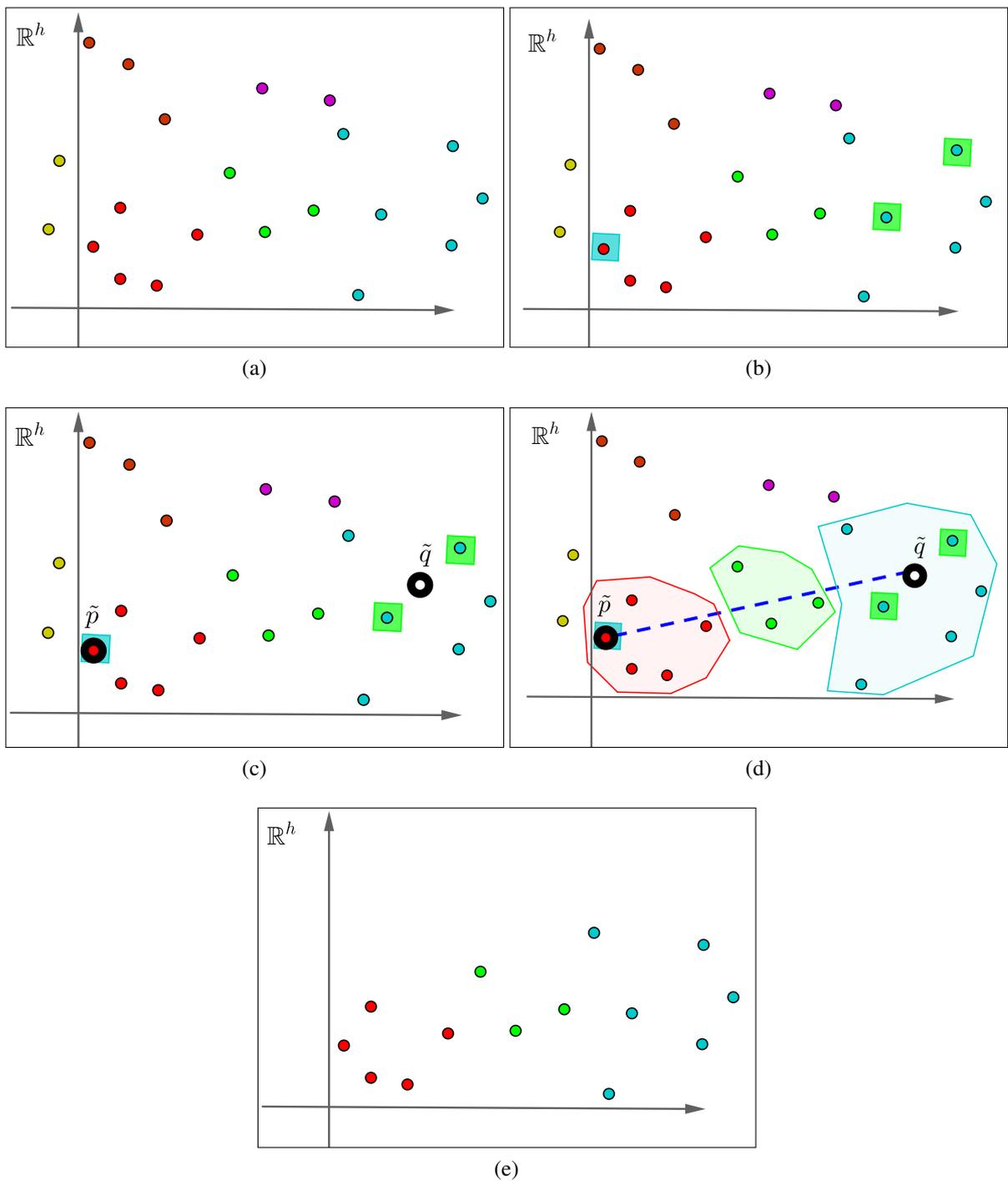


Figura 14 – Ilustração da escolha dos grupos que compõem o espaço de criação de BRDFs, definidos a partir dos materiais selecionados pelo usuário: (a) espaço reduzido de *image slices* com a representação dos grupos de materiais por diferentes cores; (b) *image slices* dos materiais selecionados pelo usuário destacadas em ciano ou verde; (c) a partir dos materiais selecionados, os materiais de interesse são calculados (representados com uma borda mais grossa). Um ponto de interesse pode ser definido através de um elemento da base tal como \tilde{p} , ou pela combinação linear de dois ou mais elementos, tal como \tilde{q} ; (d) um caminho mínimo entre os materiais de interesse é traçado e os grupos pertencentes a esse caminho são selecionados. Os grupos escolhidos são aqueles representados pelas cores: vermelha, verde e ciano. As cores violeta, laranja e amarela representam grupos não selecionados; (e) a partir dos grupos selecionados, o espaço de criação de BRDFs é gerado.

Para gerar um mapeamento entre esse espaço de criação de BRDFs e o espaço de BRDFs tabulares, a triangulação de Delaunay (JANKE, 2015) é aplicada nesse espaço de criação de BRDFs, com a finalidade de obter uma malha composta por simplexos. Assim, é possível recuperar o material correspondente a qualquer ponto de interesse dentro desta malha usando a técnica proposta por Nunes et al. (NUNES; MIRANDA; ANDRADE, 2017): uma vez que o ponto nesse espaço de criação de BRDFs é definido, o simplexo que contém este ponto é encontrado, e suas coordenadas baricêntricas são calculadas. Através dos vértices do simplexo e das coordenadas baricêntricas do ponto, é possível mapear este ponto no espaço de materiais da base de BRDFs tabulares. Para este fim, uma combinação linear dos materiais correspondentes aos vértices do simplexo usando as coordenadas baricêntricas é aplicada. A Figura 15 ilustra esse procedimento.

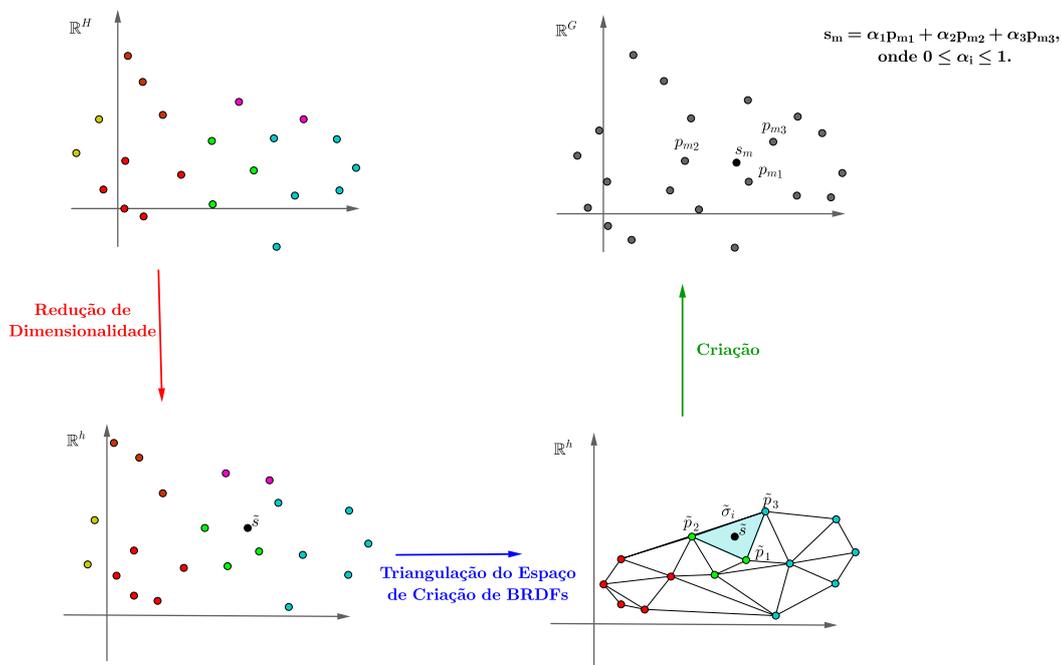


Figura 15 – Ilustração da interpolação de materiais para a criação de um novo. O espaço \mathbb{R}^H representa a base de *image slices* em sua dimensão original, o espaço \mathbb{R}^h representa a base de *image slices* em baixa dimensão, e o espaço \mathbb{R}^G representa a base de BRDFs tabulares, onde $G > H > h$. Considerando a base de BRDFs do MERL (MATUSIK et al., 2003a), as dimensões para esses espaços são $G = 4374000$, $H = 786432$, e h é dado como entrada para o método de redução de dimensionalidade. O ponto \tilde{s} é definido no espaço de criação de BRDFs, e σ_i representa o simplexo que contém \tilde{s} nesse espaço de criação de BRDFs e é composto pelos pontos \tilde{p}_i . Os pontos p_{mi} representam os materiais \tilde{p}_i na base de BRDFs tabulares e s_m o novo material criado nesse espaço.

4.4 Navegação no Espaço de Criação de BRDFs

Um ponto no espaço de criação de BRDFs (Seção 4.3) pode ser definido pelo usuário ou através de uma estratégia de navegação. Para criar um conjunto de novos materiais que apresenta uma transição de aparência suave, uma estratégia é interpolar linearmente duas *image slices* no espaço de criação de BRDFs \tilde{p} e \tilde{q} usando um parâmetro t . Para criar diferentes materiais, é necessário escolher diferentes valores para t . Ao manter $t \in [0, 1]$, os novos materiais fornecidos são intermediários a \tilde{p} e \tilde{q} . A Figura 16 apresenta uma ilustração deste procedimento, onde para cada novo ponto definido no espaço de criação de BRDFs, novos materiais são criados. A Figura 17 mostra renderizações desses materiais.

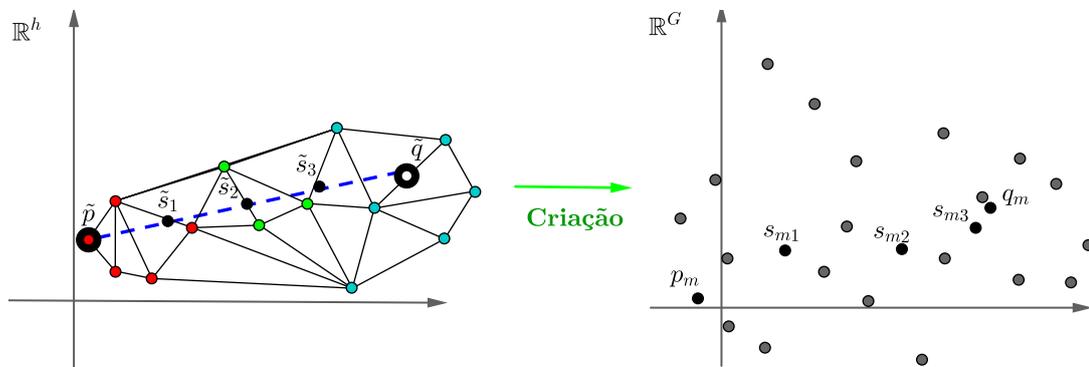


Figura 16 – Ilustração do processo de criação de um conjunto de novos materiais. O espaço \mathbb{R}^h representa *image slices* em baixa dimensão, e o espaço \mathbb{R}^G representa a base de BRDFs tabulares, onde $G > h$. Considerando a base de BRDFs do MERL (MATUSIK et al., 2003a), as dimensões para esses espaços são $G = 4374000$, e h é dado como entrada para o método de redução de dimensionalidade. Os pontos \tilde{p} e \tilde{q} representam dois materiais de interesse no espaço de criação de BRDFs, e os pontos \tilde{s}_1 , \tilde{s}_2 e \tilde{s}_3 representam os novos materiais de interesse. Os pontos p_m e q_m representam os dois materiais de interesse na base de BRDFs tabulares, e os pontos s_{m1} , s_{m2} , e s_{m3} representam os novos materiais, assim como também o ponto q_m , por este ser a combinação linear de outros materiais da base.

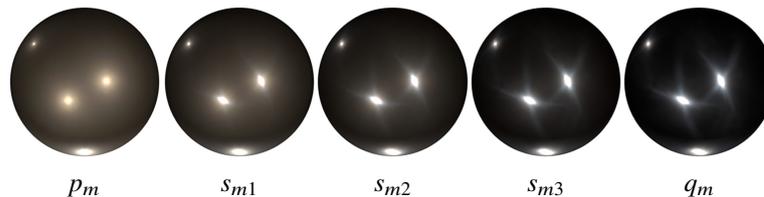


Figura 17 – Novos materiais criados utilizando o pipeline proposto e a base de BRDFs do MERL (MATUSIK et al., 2003a). Os pontos p_m e q_m representam, respectivamente, os materiais de interesse *alum-bronze* e a combinação linear entre *chrome-steel* e *grease-covered-steel*. Os pontos s_{m1} , s_{m2} , s_{m3} e q_m representam os novos materiais criados. As renderizações foram geradas utilizando a ferramenta PBRT-v2 (PHARR; HUMPHREYS., 2016).

5

Resultados

Este capítulo apresenta novos materiais criados a partir do pipeline proposto. A base de BRDFs do MERL foi escolhida para ser informada como entrada devido a sua grande variedade de materiais e sua popularidade na literatura (MATUSIK et al., 2003b; WILLS et al., 2009; NIELSEN; JENSEN; RAMAMOORTHY, 2015; SERRANO et al., 2016; NUNES; MIRANDA; ANDRADE, 2017; SOLER; SUBR; NOWROUZEZAHRAI, 2018).

A Seção 5.1 mostra a busca por parâmetros para as técnicas usadas pelo pipeline. Em seguida, a Seção 5.2 apresenta os resultados obtidos usando as técnicas selecionadas. Para realizar as execuções das técnicas e análises foram utilizados um servidor Intel Xeon X5650 @ 2.67GHz x 6, 12GB RAM e um computador Intel Core i7-8550U @ 1.8GHz x 8, 11.6GB RAM com placa gráfica GeForce Mx130.

5.1 Parâmetros e Técnicas

O pipeline desenvolvido utiliza um método de redução de dimensionalidade e um algoritmo de agrupamento para criar novos materiais a partir de uma base de BRDFs tabulares. Além disso, é importante utilizar uma estratégia para selecionar qual combinação de algoritmo e método produz melhor resultado.

5.1.1 Agrupamento de *Image Slices*

Os algoritmos *k-means* e *k-medoids* foram comparados na tarefa de agrupamento da base de BRDFs do MERL (MATUSIK et al., 2003a), transformada em uma base de *image slices* normalizadas. Cada um desses algoritmos foi aplicado nessa base normalizada considerando o número de grupos $k \in [2, 99]$ e, em seguida, para cada execução foi computada a média geral do índice *silhouette* (Equação 2.22) que considera todos os elementos da base. O limite superior não

foi atribuído para 100 devido ao índice *silhouette* não ser válido para grupos com apenas um elemento. A Figura 18 mostra os resultados desses algoritmos para essas execuções.

A base de BRDFs do MERL, segundo Matusik et al. (MATUSIK et al., 2003a), contém pelo menos 7 tipos de materiais (metais, pinturas, tecidos, minerais, sintéticos, orgânicos e outros). Neste trabalho, usamos esta informação na escolha do número de grupos para os algoritmos de agrupamento. Dessa forma, considerando que existem pelo menos 7 tipos de materiais representados na base, assumimos um mínimo de 7 grupos em nossos experimentos. Assim, para *k-means* e *k-medoids*, o número de grupos $k \geq 7$ que forneceu a maior média geral do índice *silhouette* foi adotado. Através da Figura 18 e da Tabela 2 é possível notar que o melhor número foi 7 e 8 para, respectivamente, *k-means* e *k-medoids*. As Tabelas 3 e 4 mostram os grupos de *image slices* obtidos a partir da execução desses algoritmos com o melhor número de grupo encontrado. A média geral do índice *silhouette* obtida com o *k-means* e 7 grupos foi maior que a do *k-medoids* com 8 grupos (Tabela 2), e portanto, esse resultado produzido pelo *k-means* foi selecionado para ser usado no pipeline.

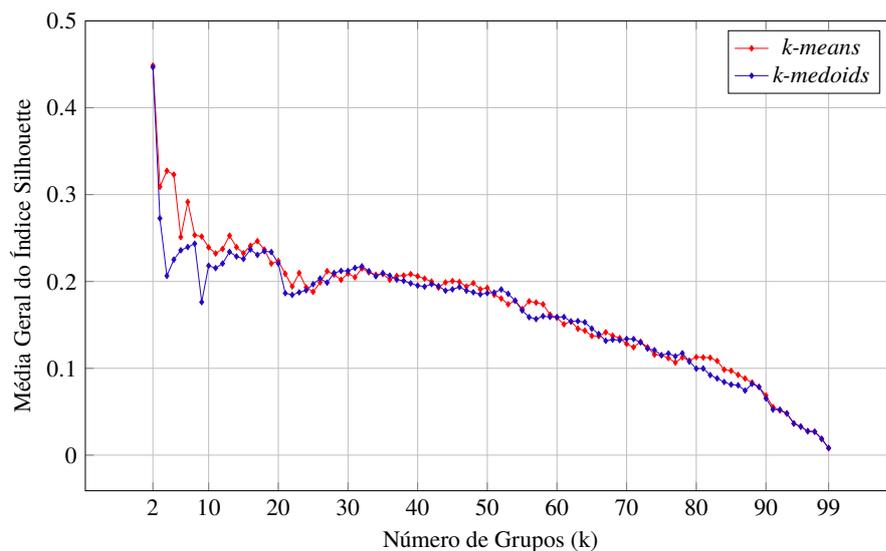


Figura 18 – Média geral do índice silhouette para cada execução dos algoritmos de agrupamento *k-means* e *k-medoids* com $k \in [2, 99]$, aplicados na base de *image slices* normalizadas.

Tabela 2 – Média geral do índice *silhouette* para execuções dos algoritmos *k-means* e *k-medoids* com $k \in [2, 10]$, aplicados na base de *image slices* normalizadas. O melhor resultado para cada algoritmo, considerando $k \geq 7$, está destacado em negrito.

Número de Grupos	Algoritmos	
	<i>K-means</i>	<i>K-medoids</i>
2	0.448572736	0.446698545
3	0.309010434	0.272680036
4	0.327319388	0.206498359
5	0.323049342	0.225101604
6	0.251137092	0.235913846
7	0.291510443	0.239616988
8	0.253385752	0.243481323
9	0.251719912	0.176219841
10	0.239240603	0.218137527

Tabela 4 – Resultado do agrupamento da base de *image slices* normalizadas usando *k-medoids* e 8 como número de grupos. As *image slices* foram geradas a partir da base de BRDFs do MERL (MATUSIK et al., 2003a) usando a biblioteca ALTA (BELCOUR et al., 2013-2015).

Grupo	Image Slices									
1	dark-red -paint	maroon-plastic	pink-jasper	purple-paint	red-fabric	red-phenolic	red-specular -plastic	specular-maroon -phenolic	specular-orange -phenolic	specular-red -phenolic
										
	specular-yellow -phenolic	yellow-matte -plastic	yellow-phenolic							
										
2	alumina-oxide	beige-fabric	neoprene -rubber	pearl-paint	pink-fabric	pure-rubber	silver-paint	specular-white -phenolic	teflon	white-acrylic
										
	white-diffuse -bball	white-fabric	white-marble	white-paint						
										
3	alum-bronze	black-oxidized -steel	blue-fabric	blue-rubber	cherry-235	colonial-maple-223	dark-blue -paint	dark-specular -fabric	fruitwood-241	gray-plastic
										
	green-latex	green-metallic -paint	ipswich-pine -221	light-brown -fabric	natural-209	pickled-oak -260	pvc	special-walnut -224		
										
4	delrin	nylon	pink-felt	polyethylene	silver-metallic -paint2					
										
5	blue-metallic -paint	gold-metallic -paint	gold-metallic -paint2	gold-metallic -paint3	gold-paint	nickel	silver-metallic -paint	two-layer -gold	two-layer -silver	
										
6	light-red -paint	orange-paint	pink-fabric2	pink-plastic	red-plastic	yellow-paint	yellow-plastic			
										
7	aluminium	aventurine	black-fabric	black-obsidian	black-phenolic	black-soft -plastic	blue-acrylic	blue-metallic -paint2	brass	chrome-steel
										
	chrome	color-changing -paint1	color-changing -paint2	color-changing -paint3	grease-covered -steel	green-acrylic	green-metallic -paint2	green-plastic	hematite	red-metallic -paint
										
	silicon-nitride	specular-black -phenolic	specular-blue -phenolic	specular-green -phenolic	specular-violet -phenolic	ss440	steel	tungsten-carbide	violet-acrylic	
										
8	green-fabric	polyurethane -foam	red-fabric2	violet-rubber	white-fabric2					
										

5.1.2 Redução de Dimensionalidade das *Image Slices*

Para representar as *image slices* em uma dimensão menor que a original sem perda relevante de informação, através da aplicação de um método de redução de dimensionalidade na base de *image slices*, é necessário escolher a dimensão que representa os dados de modo que as suas características relevantes sejam mantidas. Assim, antes da aplicação de um método de redução de dimensionalidade na base de *image slices*, é importante analisar a nova dimensão sob algum critério.

Neste trabalho, os métodos PCA, MDS, ISOMAP e LLE (Seção 2.2) foram analisados de acordo com a preservação da distância entre os dados. Esses métodos recebem como entrada uma matriz X , onde cada linha representa um vetor x_i composto de dados de refletância a partir da *image slice* de um material da base de BRDFs do MERL (MATUSIK et al., 2003a). Cada *image slice* tem a dimensão de 512×512 e três canais (vermelho, verde e azul) e, portanto, a dimensão de cada vetor x_i é $H = 512 \times 512 \times 3 = 786432$. Além disso, os valores de refletância estão no intervalo $[0.000062, 2147.741455]$, $[0.000021, 3729.904541]$ e $[0.000028, 4757.463867]$ para os canais, respectivamente, vermelho, verde e azul da base de *image slices*. Assim, a matriz X dada como entrada para esses métodos foi $X \in \mathbb{R}^{N \times H}$, onde $N = 100$ representa a quantidade de materiais da base de BRDFs do MERL.

Esses métodos foram comparados a respeito da preservação da distância entre as *image slices*. Para isso, a análise foi realizada sobre esta propriedade através de matrizes de distâncias obtidas a partir da aplicação do algoritmo *nearest-neighbor* (Seção 2.3) na base. Dessa forma, o erro dado pela diferença entre a matriz de distância obtida da base de *image slices* (G) e a matriz de distância obtida da base em dimensão reduzida (\tilde{G}), gerada através da aplicação de um desses métodos de redução de dimensionalidade na base de *image slices*, foi calculado usando a norma do Máximo (GOLUB; LOAN, 2013), descrita na Equação 5.1.

$$\text{erro} = \frac{\|G - \tilde{G}\|_{\infty}}{\|G\|_{\infty}}, \quad (5.1)$$

$$\|A\|_{\infty} = \max_{1 \leq i \leq m} \sum_{j=1}^n |a_{ij}|, \text{ onde } A \in \mathbb{R}^{m \times n}.$$

Para fornecer uma representação da base em uma dimensão menor que a original, o PCA e o MDS requerem apenas o número de componentes principais. Além dessa informação, o ISOMAP necessita do número de vizinhos. Uma vez que o algoritmo *nearest-neighbor* é usado para construir a matriz de distância, o algoritmo requer que o número de vizinhos seja informado. Deste modo, foi calculado o erro para a diferença entre a matriz de distância a partir da base de *image slices* e a matriz de distância a partir da redução dessa base usando um desses métodos com número de componentes principais pertencente ao intervalo $[1, 50]$, e adicionalmente para o ISOMAP, o número de vizinhos no intervalo $[1, 50]$. Além disso, o número de vizinhos no

intervalo [1, 50] também é informado ao algoritmo *nearest-neighbor*. Para a análise do ISOMAP, o mesmo número de vizinhos utilizado por ele foi atribuído ao algoritmo *nearest-neighbor*. Esses intervalos mostraram ser suficientes para obter uma conclusão a respeito da preservação da distância entre as *image slices* pelos métodos. Um total de 2500 execuções foram realizadas para a análise de cada um desses métodos de redução de dimensionalidade.

A Figura 19 apresenta os resultados dos erros obtidos da análise dos métodos PCA, MDS e ISOMAP. Nas Figuras 19a e 19b é possível notar que todos os erros apresentados pelo PCA foram elevados, isto é, valores próximos de 1.0, o que ilustra a não preservação da distância entre os dados pelo PCA. As Figuras 19c e 19e ilustram que tanto o MDS quanto o ISOMAP preservam a distância entre as *image slices*, uma vez que ambos métodos produziram resultados com erros próximos a 0. Além disso, considerando apenas os erros obtidos com o número de componentes principais no intervalo [1, 10] e o número de vizinhos no intervalo [1, 30] (ver Figuras 19d e 19f), e analisando os erros com valores inferiores ou iguais a 0.15, o MDS e o ISOMAP, respectivamente, tiveram como menor erro 0.065269723 e 0.075230255.

Esses intervalos foram adotados devido a complexidade do número de simplexes gerados pela triangulação de Delaunay, $O(M^{\lceil \frac{h}{2} \rceil})$, onde M é o número de materiais do espaço de criação de BRDFs e h a dimensão (Seção 4.3) (AMENTA; ATTALI; DEVILLERS, 2007). Assim, à medida em que o número de componentes principais usado pelos métodos de redução de dimensionalidade aumenta, maior é a complexidade da triangulação. A Tabela 5 mostra os parâmetros usados para obtenção dos menores erros obtidos pelo MDS e ISOMAP, onde para o MDS 7 componentes principais e 30 vizinhos foram necessários, enquanto que para o ISOMAP apenas 6 componentes principais e 29 vizinhos. Esses parâmetros foram selecionados para serem utilizados por esses métodos no pipeline desenvolvido para criar novos materiais.

Assim como o ISOMAP, o LLE também requer o número de componentes principais e vizinhos para realizar a redução de dimensionalidade de uma base. Deste modo, uma análise sobre a preservação da distância entre as *image slices* também foi realizada para o LLE considerando um intervalo diferente daqueles usados pelos outros métodos: número de componentes principais e vizinhos no intervalo [4,10]; o mesmo valor passado para o LLE como número de vizinhos é fornecido para o algoritmo *nearest-neighbor*. Esse intervalo foi escolhido devido a complexidade do LLE, $O(N \log N) + O(hNk^3) + O(sN^2)$, que aumenta consideravelmente a medida que esses parâmetros aumentam (k e s são respectivamente o número de vizinhos mais próximos e a dimensão da incorporação) (SAUL; ROWEIS, 2000). As Figuras 20a e 20b mostram os resultados obtidos para esse intervalo, onde apenas erros próximos de 1.0 foram gerados, mostrando que o LLE não preserva as distâncias entre as *image slices*.

Diferentemente do PCA, o LLE não preserva a distância entre os dados, mas preserva a vizinhança. Desta forma, o LLE foi selecionado para comparar seus resultados com o MDS e o ISOMAP na criação de materiais. Para selecionar os melhores parâmetros utilizado pelo LLE, uma análise sobre o erro de reconstrução para a incorporação da base de *image slices* foi

realizada considerando o número de componentes principais e o número de vizinhos no intervalo [4, 10]. As Figuras 20c e 20d apresentam os resultados dessa análise, e a Tabela 6 mostra os 10 menores erros para essa análise, onde o menor deles, 0.000969741, foi obtido com apenas 4 componentes principais e 10 vizinhos. Assim, esses parâmetros foram selecionados para serem usados por esse método no pipeline proposto para a criação de novos materiais.

Tabela 5 – Menor erro (em negrito) obtido da comparação entre a matriz de distância da base de *image slices* e a matriz de distância da redução dessa base usando um método de redução de dimensionalidade com número de componentes principais no intervalo [1, 10] e número de vizinhos no intervalo [1, 30]. O MDS e o ISOMAP foram avaliados considerando um limiar de 0.15 para o erro.

Parâmetros		Erro (Norma do Máximo)	
Número de Componentes Principais	Número de Vizinhos	MDS	ISOMAP
6	29	0.150507464	0.075230255
7	30	0.065269723	0.077267744

Tabela 6 – Menores erros de reconstrução para incorporação da base *image slices* a partir do método LLE usando número de componentes principais e vizinhos no intervalo [4, 10].

Número de Componentes Principais	Número de Vizinhos	Erro (Norma Euclidiana)
4	10	0.000969741
4	9	0.001128518
4	8	0.001361012
5	10	0.001874382
4	7	0.001995718
5	9	0.002275230
4	6	0.002653486
4	5	0.003537047
4	4	0.003581641
6	10	0.003587819

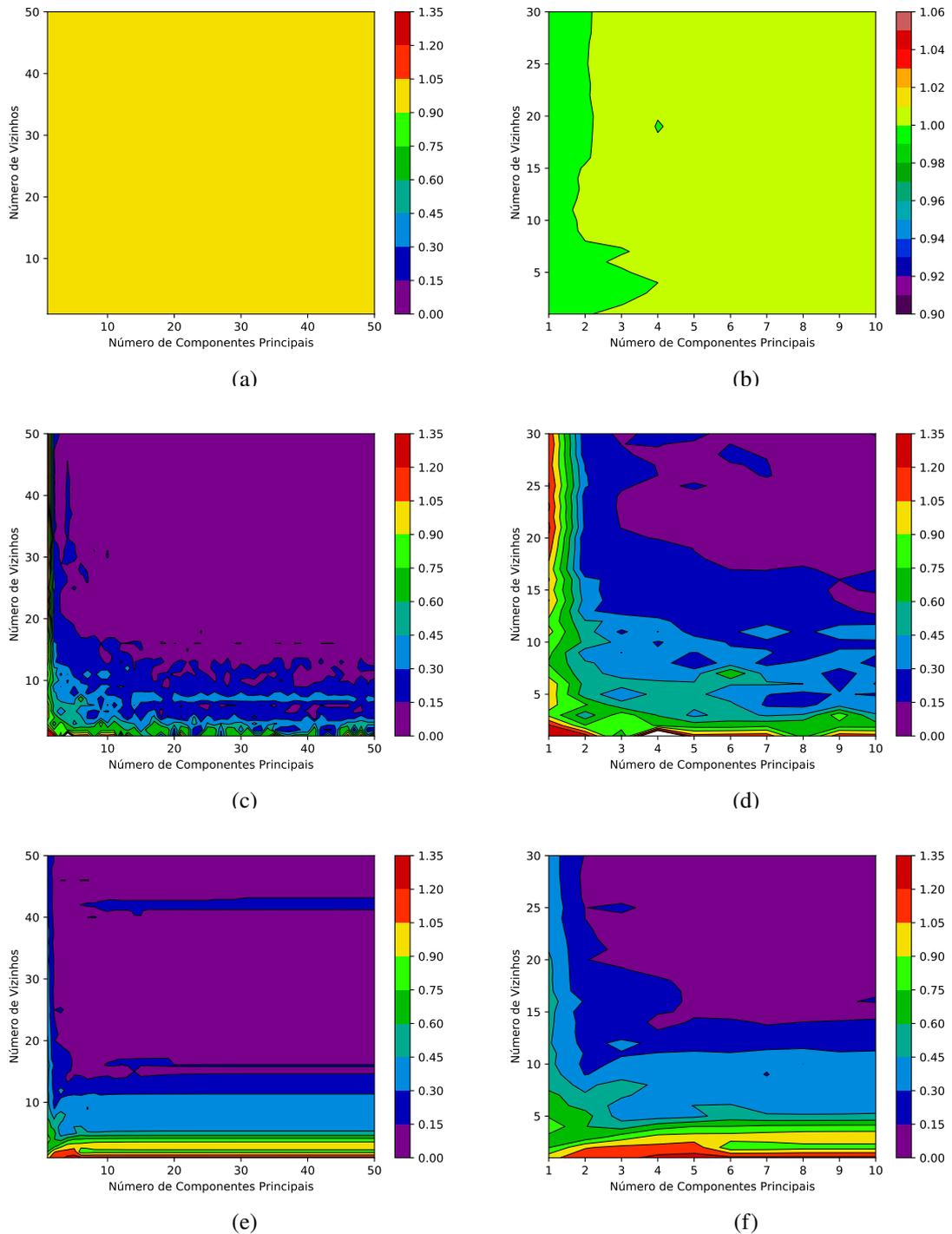


Figura 19 – Curva de níveis para os erros obtidos da comparação entre a matriz de distância da base de *image slices* e a matriz de distância da redução dessa base usando um método de redução de dimensionalidade com número de componentes principais no intervalo [1, 50], e o número de vizinhos usado pelo algoritmo *nearest-neighbor* e pelo ISOMAP no intervalo [1, 50]: (a)-(b), (c)-(d) e (e)-(f) mostram, respectivamente, os resultados para PCA, MDS e ISOMAP; (a), (c) e (d) apresenta todos os erros e (b), (d) e (f) apresenta os erros obtidos considerando o número de componentes principais no intervalo [1, 10] e número de vizinhos no intervalo [1, 30].

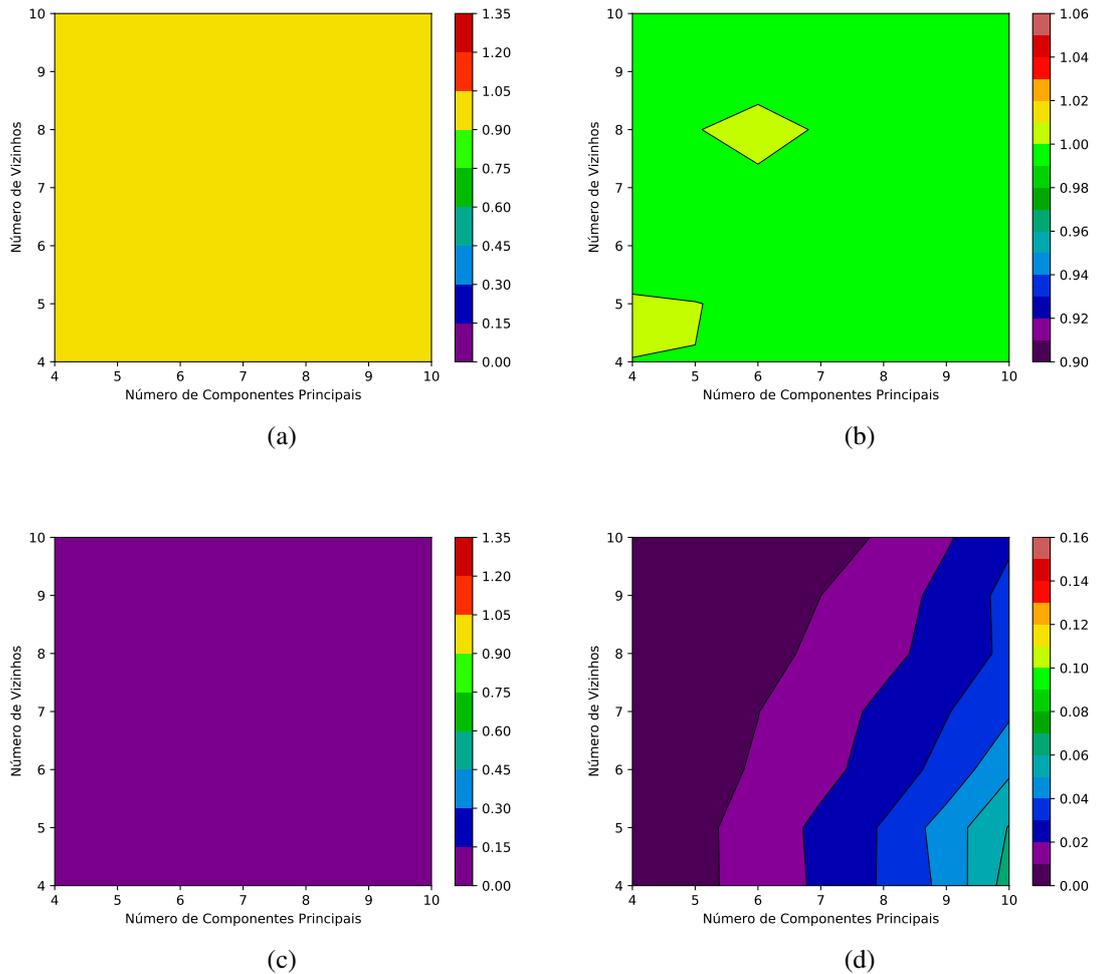


Figura 20 – Curva de níveis para os erros obtidos das análises do LLE: (a)-(b) erros obtidos da comparação entre a matriz de distância da base de *image slices* e a matriz de distância da redução dessa base usando o LLE; (c)-(d) erros de reconstrução para a incorporação da base de *image slices* usando o LLE. Para ambas análises foi utilizado o número de componentes principais e vizinhos no intervalo [4, 10].

5.2 Novos Materiais

Novos materiais foram criados utilizando o pipeline proposto (Seção 4) com diferentes métodos de redução de dimensionalidade e parâmetros selecionados (Seção 5.1). Para isso, foi utilizada uma base composta por *image slices* geradas de materiais da base de BRDFs do MERL (MATUSIK et al., 2003a), assim como também essa base de materiais. Para ilustrar os novos materiais, renderizações foram geradas utilizando a ferramenta PBRT-v2 (PHARR; HUMPHREYS., 2016).

Para a execução do pipeline proposto, além dos parâmetros dos métodos de redução de dimensionalidade, é necessário informar o número de vizinhos requisitado pelo algoritmo *nearest-neighbor* (Seção 2.3), usado para obter um grafo com as distâncias entre *image slices* representadas por pontos no espaço reduzido. O número de vizinhos escolhido foi o mesmo obtido da análise de parâmetros para cada método de redução de dimensionalidade (Seção 5.1). Além disso, para criar grupos de *image slices* de materiais, *k-means* foi aplicado nas *image slices* normalizadas utilizando como parâmetro $k = 7$, ou seja, 7 grupos desejados. Assim, após definir os parâmetros das técnicas, necessários para o funcionamento do pipeline desenvolvido, materiais personalizados podem ser criados.

A personalização dos materiais criados é dada pela escolha de materiais de interesse a partir de uma base, e por conseguinte das suas *image slices*. As características predominantes aos grupos nos quais essas *image slices* se encontram, assim como também dos grupos que estão no caminho entre elas (Figura 14) contribuem para a aparência dos novos materiais criados. A seguir são apresentadas transições entre materiais de interesse, e também avaliações dos materiais criados. Para fazer essas avaliações, dados de refletância para ângulos de elevação de entrada ou saída da luz (θ_i e θ_o) maior do que 80 graus, e amostras dentro de 3 graus a partir da direção da retrorreflexão foram ignorados com a finalidade de considerar apenas amostras válidas (NGAN; DURAND; MATUSIK, 2005; NUNES et al., 2021). Adicionalmente, dados de refletância para θ_d maior que 70 graus também foram desconsiderados devido a comportamentos inesperados em ângulos rasos (BAGHER; SOLER; HOLZSCHUCH, 2012; NUNES et al., 2021).

O RMSE (Seção 2.1.4) foi adotado para avaliar se os materiais gerados produziram uma aparência suave na transição. Para a sequência de novos materiais, o RMSE foi calculado para cada material em comparação com seu antecessor, com exceção do primeiro material da sequência. Esse cálculo foi realizado para os canais vermelho, verde e azul, pertencentes aos materiais, e a média dos resultados obtidos desses canais foi usada. Chamamos de variação o cálculo do RMSE para cada par de materiais β_{j+1} e β_j , pertencentes a sequência de materiais, onde $1 \leq j \leq l$ e l representa a quantidade de materiais da sequência.

Novos materiais foram criados a partir de dois materiais de interesse. O primeiro deles é representado pela média dos materiais *blue-metallic-paint2* e *green-metallic-paint2*, pertencentes a um mesmo grupo, e o segundo deles é o *pearl-paint* de outro grupo. As Figuras 21, 23 e 25

mostram os resultados obtidos do pipeline usando, respectivamente, MDS, ISOMAP e LLE. Um total de 50 novos materiais foram criados, uma vez que para $t = 1.00$ o material obtido é a reconstrução de um material original da base. As Figuras 22, 24 e 26 mostram as variações encontradas para as transições dos materiais gerados através do pipeline usando, nesta ordem, MDS, ISOMAP e LLE. Ao comparar as renderizações e as variações, percebe-se que o MDS iniciou com uma transição suave, e à medida que a aparência da transição se aproximava do *pearl-paint*, os novos materiais não apresentaram aparência próxima a este material. O ISOMAP e o LLE produziram resultados semelhantes e, à medida em que os novos materiais criados se aproximavam da aparência do *pearl-paint*, apresentaram aparência influenciada por este material. Essas renderizações ilustram navegações realizadas no espaço de criação de BRDFs, e refletem uma transição suave entre os materiais do espaço original de BRDFs.

As Figuras 27, 29 e 31 mostram os resultados para, respectivamente, MDS, ISOMAP e LLE, da transição entre os materiais *light-brown-fabric* e *specular-black-phenolic*, pertencentes a um mesmo grupo. Um total de 49 novos materiais foram criados, uma vez que para $t = 0.00$ e $t = 1.00$ os materiais obtidos são reconstruções dos originais. Ao comparar as renderizações é possível notar que o MDS apresentou uma transição mais suave do que os outros métodos. Além disso, através das variações apresentadas nas Figuras 28, 30 e 32, é possível notar que tanto MDS quanto LLE apresentaram uma divergência menor comparado ao ISOMAP (ver renderizações (Figura 29) e variações (Figura 30) do ISOMAP para $t \in [0.02, 0.12]$). A diferença entre a aparência obtida dos materiais na transição para esses métodos é devido ao espaço reduzido em que os materiais se encontram, que depende das características preservadas por esses métodos.

Ao comparar a transição obtida entre os materiais *black-soft-plastic* e *maroon-plastic*, de grupos diferentes, o resultado em pelo menos uma das extremidades não foi suave. As Figuras 33, 35 e 37 mostram as renderizações de 51 materiais sendo 49 novos para, respectivamente, MDS, ISOMAP e LLE. Embora ocorra essa mudança significativa na aparência dos materiais em pelo menos uma das extremidades da transição, todos os métodos apresentaram uma transição suave entre os novos materiais criados pertencentes ao meio da transição. As variações apresentadas nas Figuras 34, 36 e 38, em ordem, MDS, ISOMAP e LLE, também ilustram essa mudança nas variações. A partir da escolha de materiais da base, independente dos grupos que os mesmos pertençam, o pipeline proposto fornece novos materiais com aparência próxima e coerente com os materiais da base.

Para solucionar a mudança abrupta dos resultados obtidos da transição entre os materiais *black-soft-plastic* e *maroon-plastic* (Figuras 33, 35 e 37), pode-se utilizar valores menores para t que percorram o intervalo $[0.00, 0.02]$ ou $[0.98, 1.00]$, dependendo da extremidade que se deseja melhorar a suavidade da aparência entre os materiais. Para ilustrar esse procedimento, novos materiais foram gerados usando os métodos MDS e ISOMAP com $t \in [0.00, 0.02]$, apresentados, respectivamente, nas Figuras 39 e 41, e para o método LLE com $t \in [0.98, 1.00]$, apresentados na Figura 43. Além disso, as Figuras 40, 42 e 44 mostram as variações para essas transições

obtidas pelo pipeline usando, respectivamente, MDS, ISOMAP e LLE. A partir dessas novas renderizações e dessas variações, é possível notar que todos os métodos apresentaram suavidade na transição, dependendo apenas do valor de t informado.

Para obter valores de t que permitam transições suaves e com modificações significativas na aparência dos materiais, uma estratégia é usar o RMSE e calcular as variações para a transição dos materiais. Deste modo, é possível encontrar quais intervalos para t que necessitam ser reamostrados. É possível também escolher um Δ_t (como foi feito anteriormente, adotamos $\Delta_t = 0.02$). No entanto, não é interessante que ele seja sempre muito baixo, pois neste caso seriam gerados materiais muito similares. Através das variações e da aparência, é possível identificar quais intervalos de t necessitam ser reamostrados para criar novos materiais, produzindo uma transição suave. Os resultados obtidos mostraram que o pipeline produz novos materiais de acordo com a aparência de materiais da base, selecionados pelo usuário, e que a sequência dos materiais gerados apresenta uma transição suave.

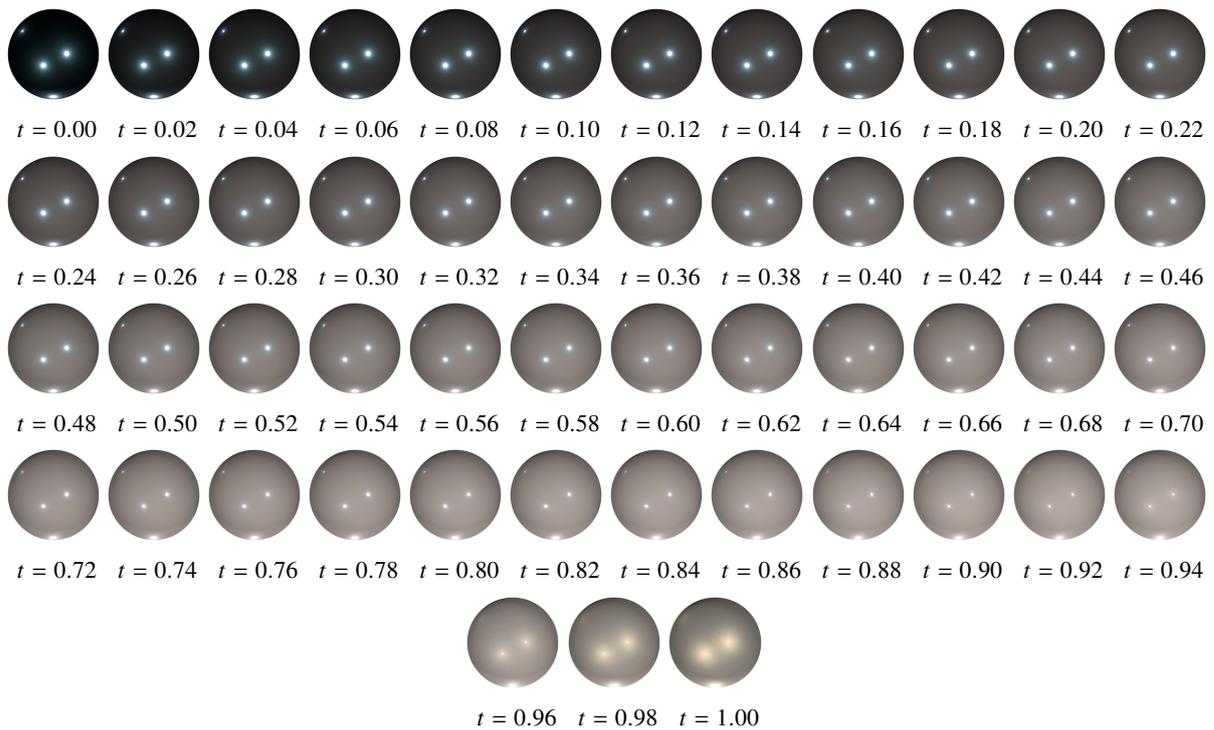


Figura 21 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre dois materiais de interesse. O primeiro deles é a média dos materiais *blue-metallic-paint2* e *green-metallic-paint2*, pertencentes a um mesmo grupo, e o segundo deles é o *pearl-paint* de um grupo diferente. Dimensionalidade reduzida pelo MDS.

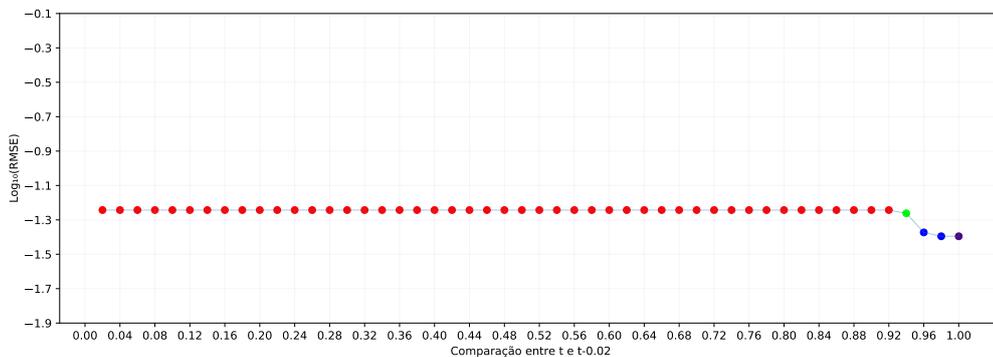


Figura 22 – RMSE da comparação dos materiais da transição entre dois materiais de interesse. O primeiro deles é representado pela média dos materiais *blue-metallic-paint2* e *green-metallic-paint2*, pertencentes a um mesmo grupo, e o segundo deles é o *pearl-paint* de um grupo diferente. Os materiais usados para comparação foram aqueles obtidos através do pipeline usando MDS, apresentados na Figura 21. Os resultados obtidos foram normalizados através da aplicação logarítmica na base 10. Cada cor diferente representa um simplexo específico no espaço de BRDFs, no qual o material se encontra.

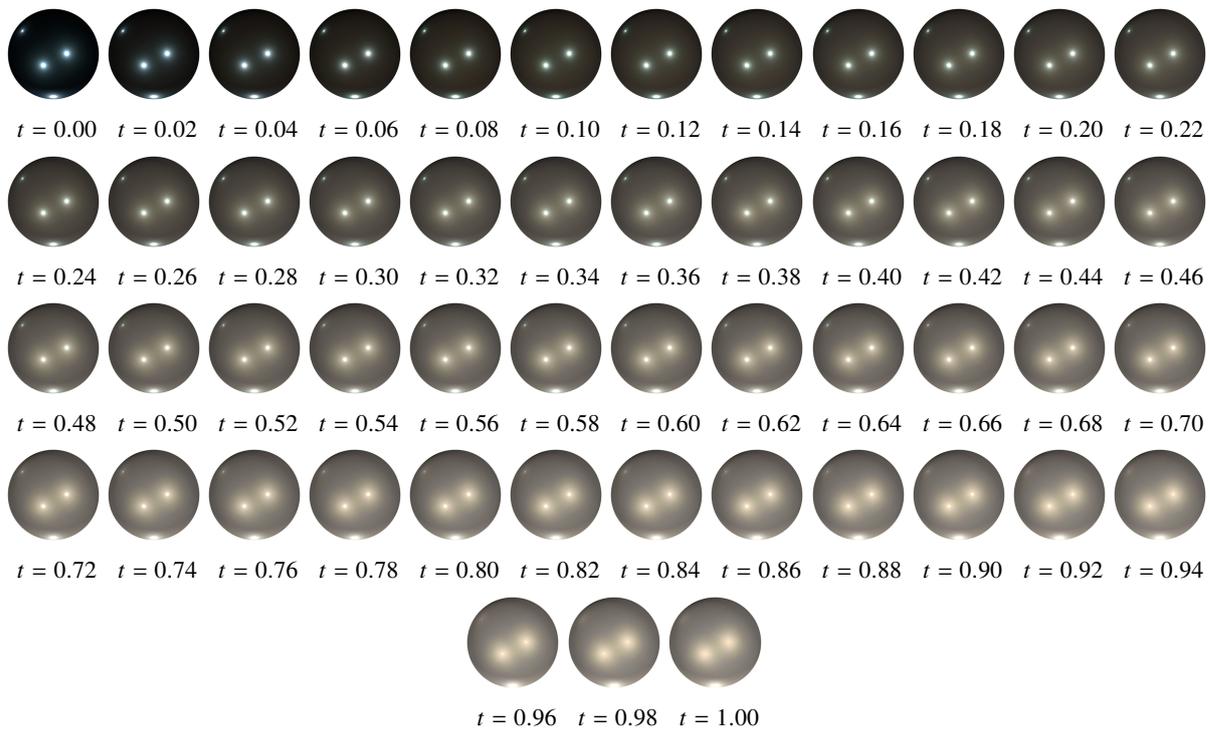


Figura 23 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre dois materiais de interesse. O primeiro deles é a média dos materiais *blue-metallic-paint2* e *green-metallic-paint2*, pertencentes a um mesmo grupo, e o segundo deles é o *pearl-paint* de um grupo diferente. Dimensionalidade reduzida pelo ISOMAP.

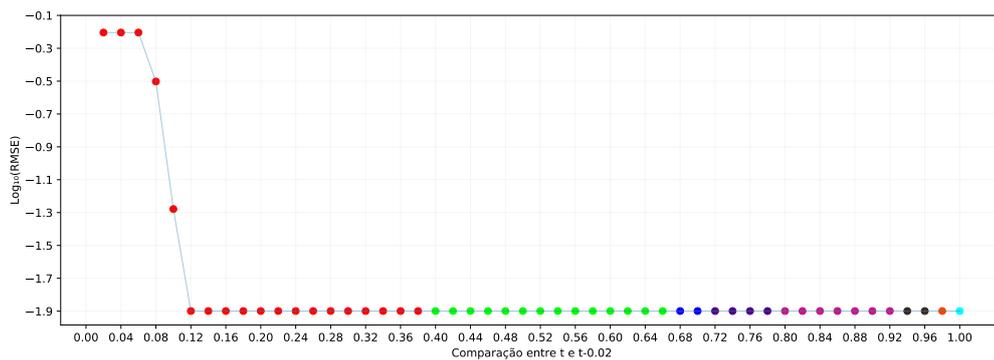


Figura 24 – RMSE da comparação dos materiais da transição entre dois materiais de interesse. O primeiro deles é representado pela média dos materiais *blue-metallic-paint2* e *green-metallic-paint2*, pertencentes a um mesmo grupo, e o segundo deles é o *pearl-paint* de um grupo diferente. Os materiais usados para comparação foram aqueles obtidos através do pipeline usando ISOMAP, apresentados na Figura 23. Os resultados obtidos foram normalizados através da aplicação logarítmica na base 10. Cada cor diferente representa um simplexo específico no espaço de BRDFs, no qual o material se encontra.

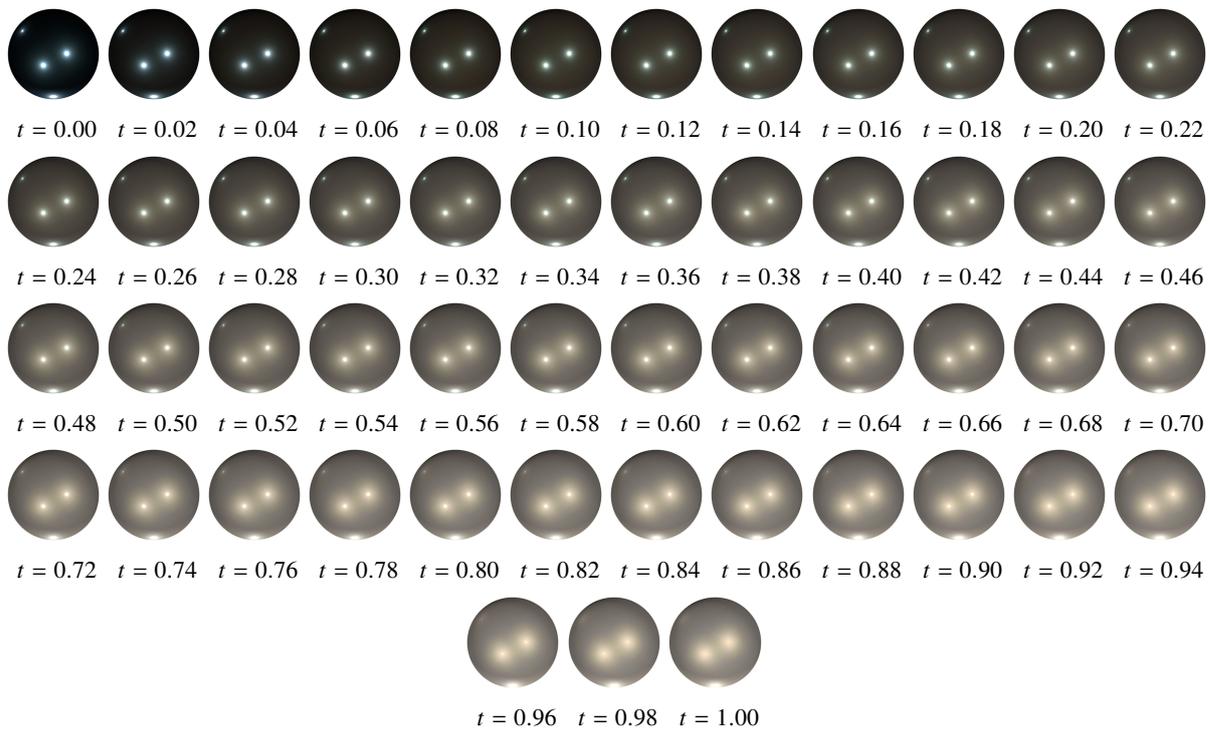


Figura 25 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre dois materiais de interesse. O primeiro deles é a média dos materiais *blue-metallic-paint2* e *green-metallic-paint2*, pertencentes a um mesmo grupo, e o segundo deles é o *pearl-paint* de um grupo diferente. Dimensionalidade reduzida pelo LLE.

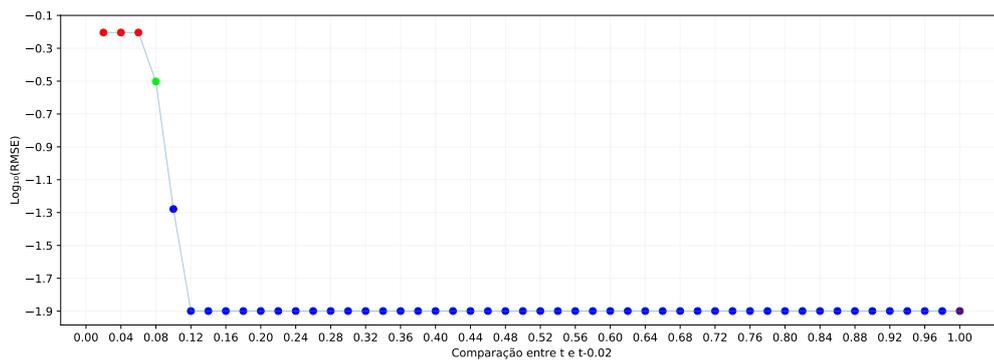


Figura 26 – RMSE da comparação dos materiais da transição entre dois materiais de interesse. O primeiro deles é representado pela média dos materiais *blue-metallic-paint2* e *green-metallic-paint2*, pertencentes a um mesmo grupo, e o segundo deles é o *pearl-paint* de um grupo diferente. Os materiais usados para comparação foram aqueles obtidos através do pipeline usando LLE, apresentados na Figura 25. Os resultados obtidos foram normalizados através da aplicação logarítmica na base 10. Cada cor diferente representa um simplexo específico no espaço de BRDFs, no qual o material se encontra.

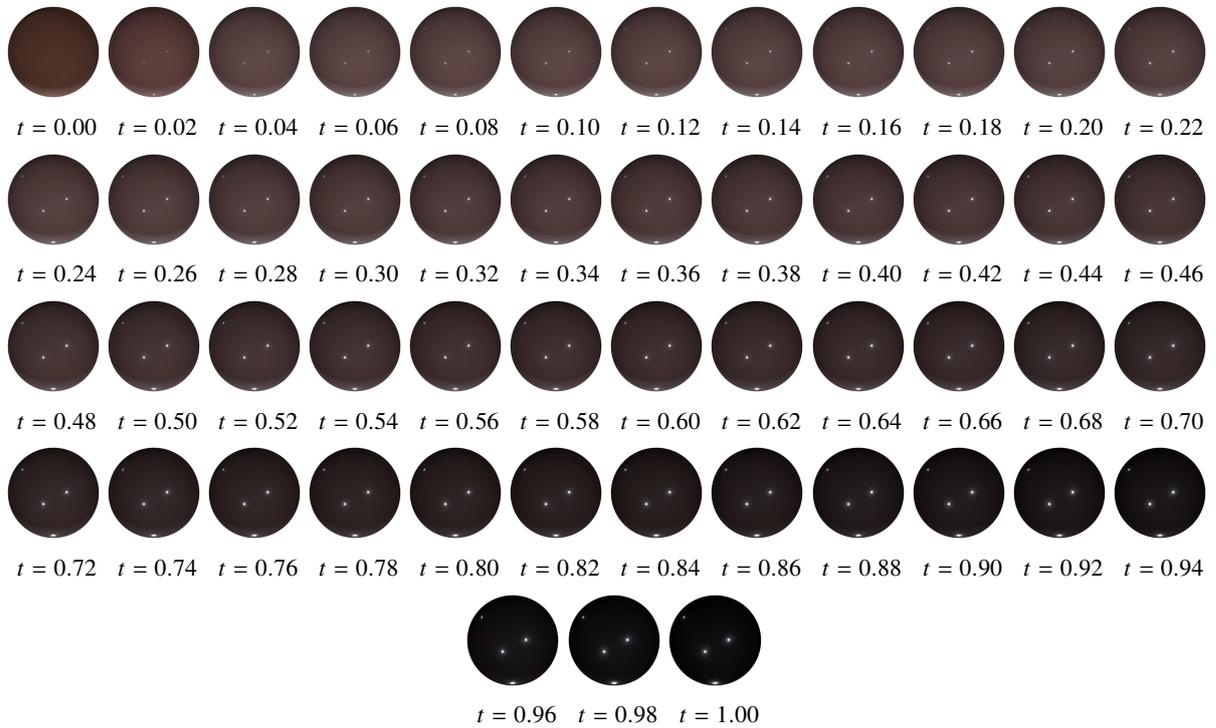


Figura 27 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre *light-brown-fabric* e *specular-black-phenolic*, pertencentes a um mesmo grupo. Dimensionalidade reduzida pelo MDS.

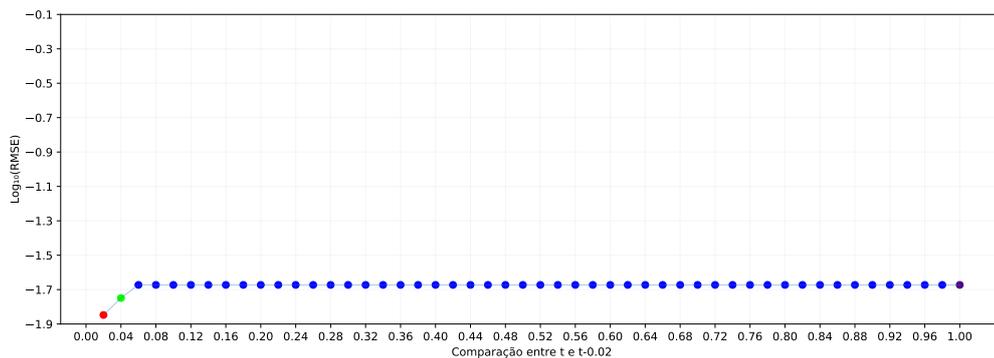


Figura 28 – RMSE da comparação entre os materiais da transição entre *light-brown-fabric* e *specular-black-phenolic*, pertencentes a um mesmo grupo. Os materiais usados para comparação foram aqueles obtidos através do pipeline usando MDS, apresentados na Figura 27. Os resultados obtidos foram normalizados através da aplicação logarítmica na base 10. Cada cor diferente representa um simplexo específico no espaço de BRDFs, no qual o material se encontra.

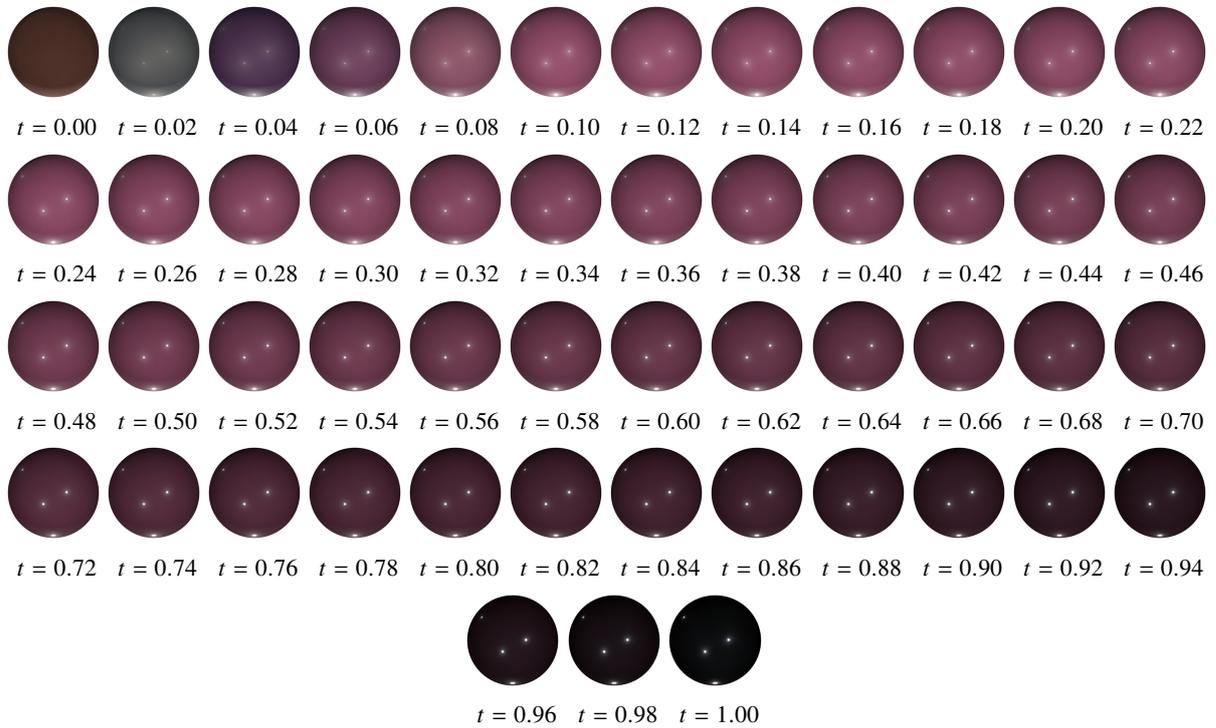


Figura 29 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre *light-brown-fabric* e *specular-black-phenolic*, pertencentes a um mesmo grupo. Dimensionalidade reduzida pelo ISOMAP.

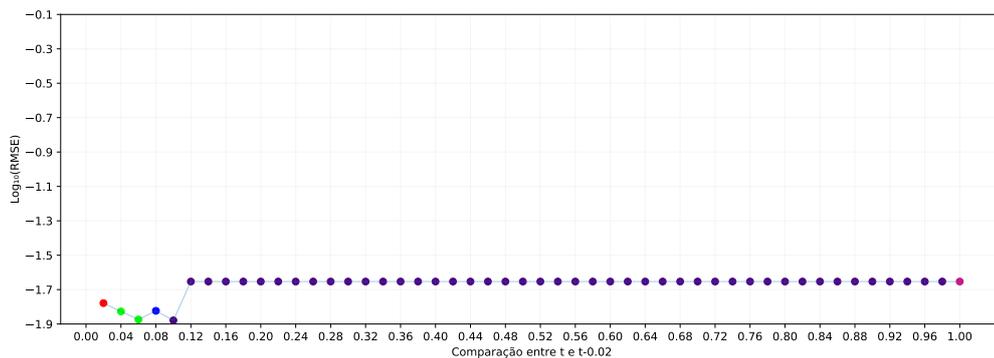


Figura 30 – RMSE da comparação entre os materiais da transição entre *light-brown-fabric* e *specular-black-phenolic*, pertencentes a um mesmo grupo. Os materiais usados para comparação foram aqueles obtidos através do pipeline usando ISOMAP, apresentados na Figura 29. Os resultados obtidos foram normalizados através da aplicação logarítmica na base 10. Cada cor diferente representa um simplexo específico no espaço de BRDFs, no qual o material se encontra.

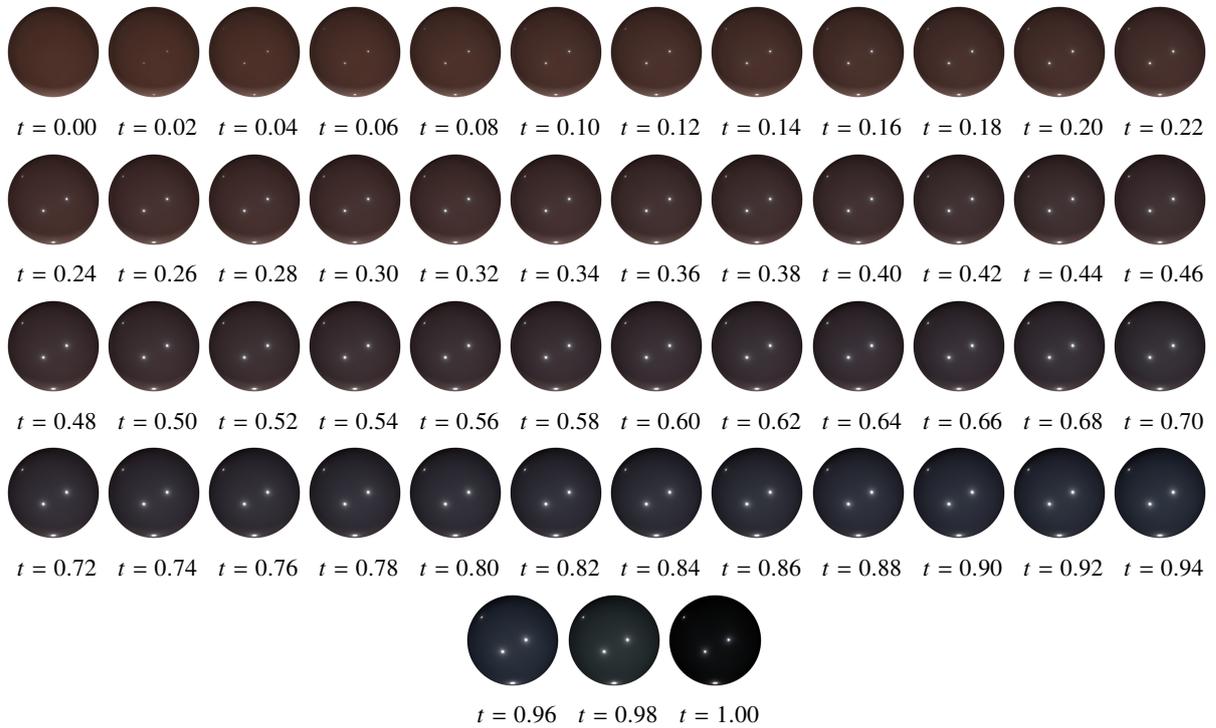


Figura 31 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre *light-brown-fabric* e *specular-black-phenolic*, pertencentes a um mesmo grupo. Dimensionalidade reduzida pelo LLE.

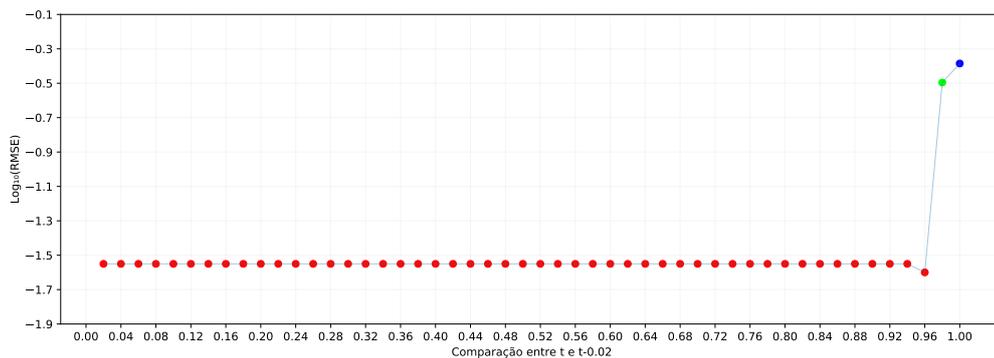


Figura 32 – RMSE da comparação entre os materiais da transição entre *light-brown-fabric* e *specular-black-phenolic*, pertencentes a um mesmo grupo. Os materiais usados para comparação foram aqueles obtidos através do pipeline usando LLE, apresentados na Figura 31. Os resultados obtidos foram normalizados através da aplicação logarítmica na base 10. Cada cor diferente representa um simplexo específico no espaço de BRDFs, no qual o material se encontra.

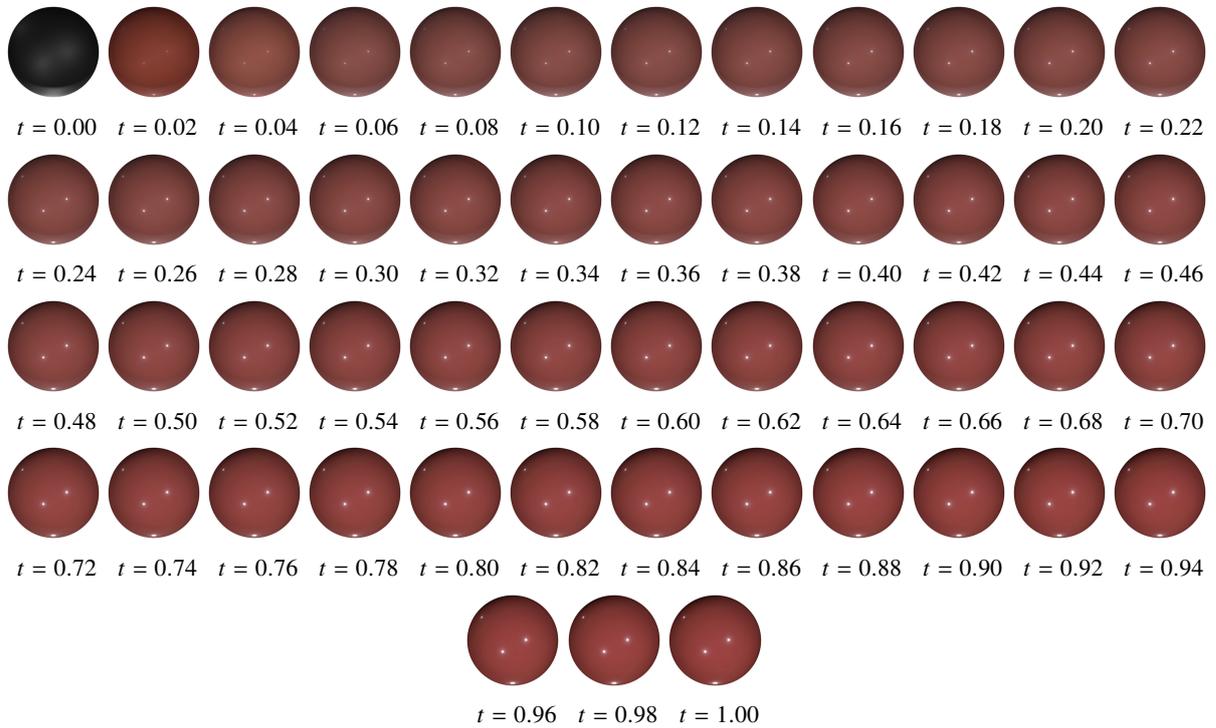


Figura 33 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre *black-soft-plastic* e *maroon-plastic*, pertencentes a grupos diferentes. Dimensionalidade reduzida pelo MDS.

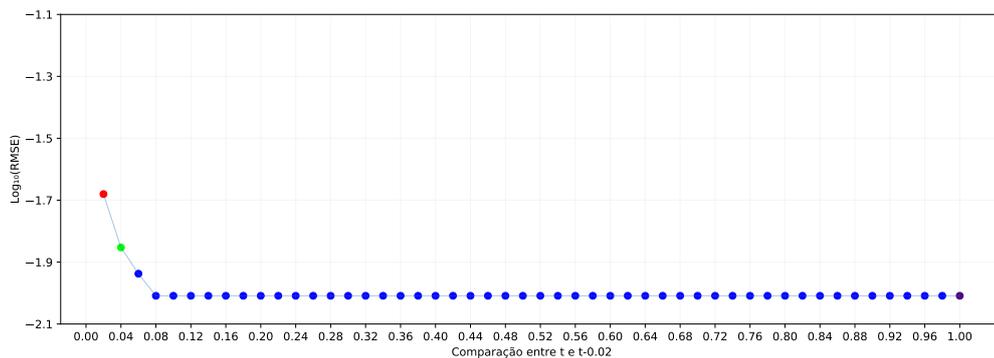


Figura 34 – RMSE da comparação entre os materiais da transição entre *black-soft-plastic* e *maroon-plastic*, pertencentes a grupos diferentes. Os materiais usados para comparação foram aqueles obtidos através do pipeline usando MDS, apresentados na Figura 33. Os resultados obtidos foram normalizados através da aplicação logarítmica na base 10. Cada cor diferente representa um simplexo específico no espaço de BRDFs, no qual o material se encontra.

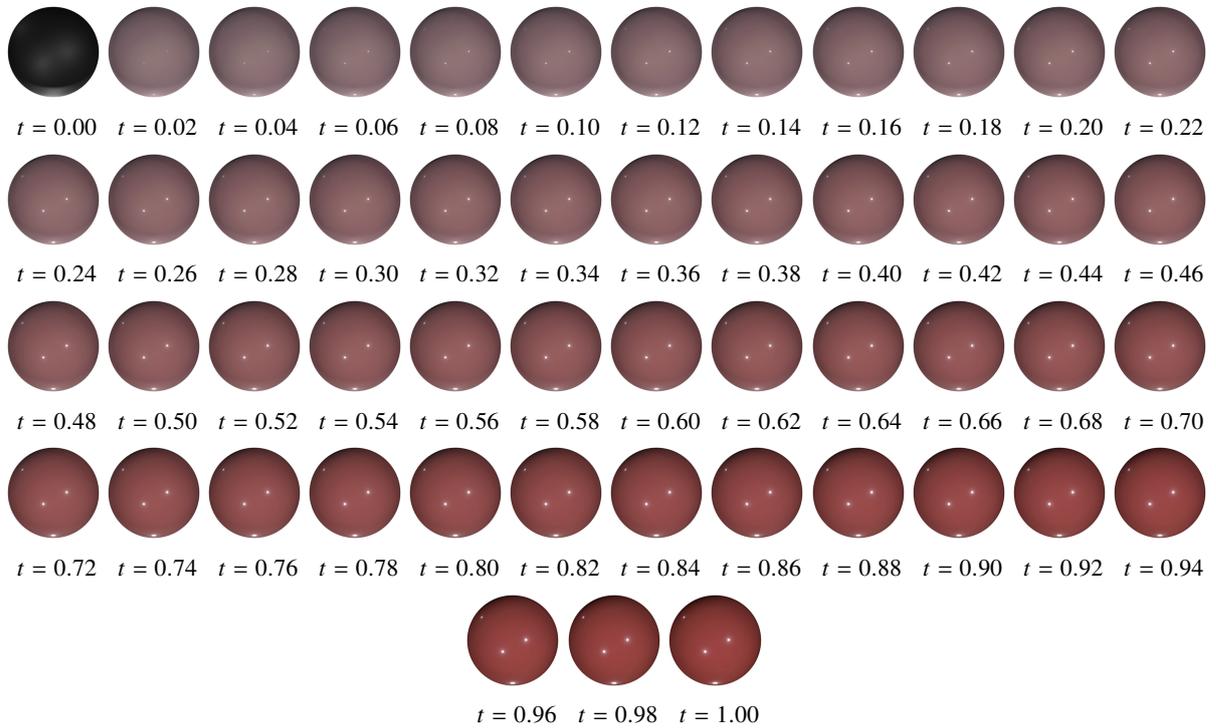


Figura 35 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre *black-soft-plastic* e *maroon-plastic*, pertencentes a grupos diferentes. Dimensionalidade reduzida pelo ISOMAP.

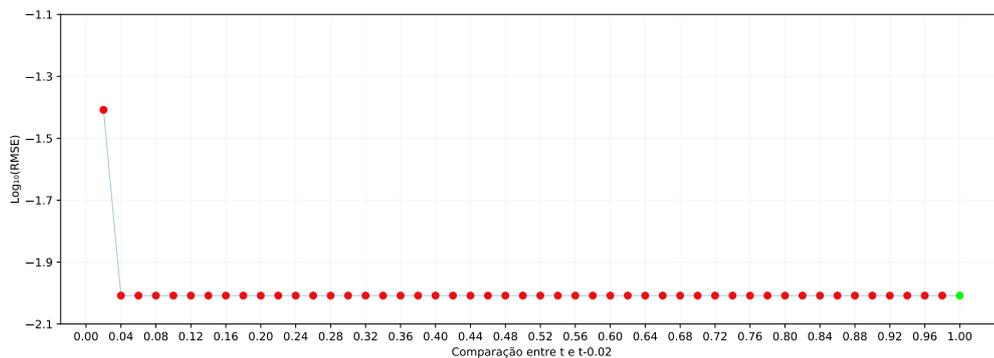


Figura 36 – RMSE da comparação entre os materiais da transição entre *black-soft-plastic* e *maroon-plastic*, pertencentes a grupos diferentes. Os materiais usados para comparação foram aqueles obtidos através do pipeline usando ISOMAP, apresentados na Figura 35. Os resultados obtidos foram normalizados através da aplicação logarítmica na base 10. Cada cor diferente representa um simplexo específico no espaço de BRDFs, no qual o material se encontra.

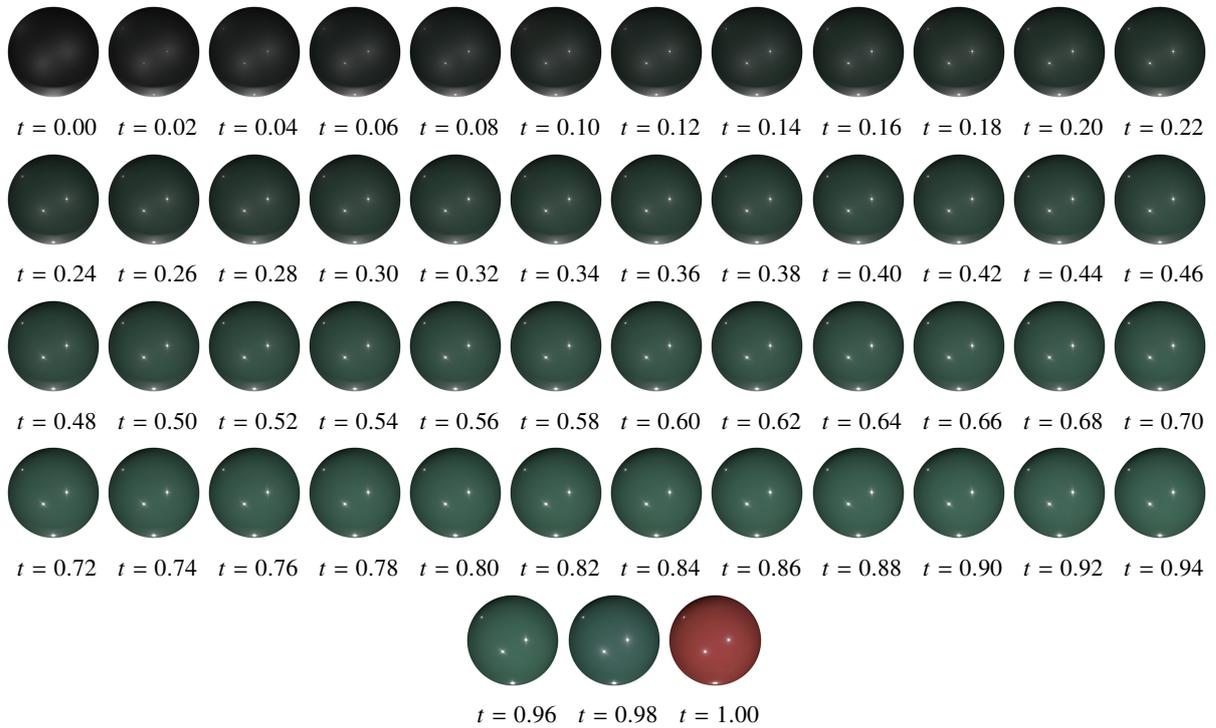


Figura 37 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre *black-soft-plastic* e *maroon-plastic*, pertencentes a grupos diferentes. Dimensionalidade reduzida pelo LLE.

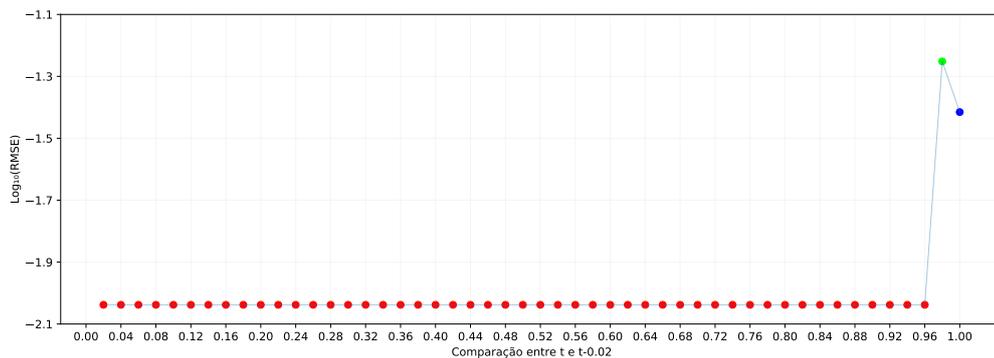


Figura 38 – RMSE da comparação entre os materiais da transição entre *black-soft-plastic* e *maroon-plastic*, pertencentes a grupos diferentes. Os materiais usados para comparação foram aqueles obtidos através do pipeline usando LLE, apresentados na Figura 37. Os resultados obtidos foram normalizados através da aplicação logarítmica na base 10. Cada cor diferente representa um simplexo específico no espaço de BRDFs, no qual o material se encontra.

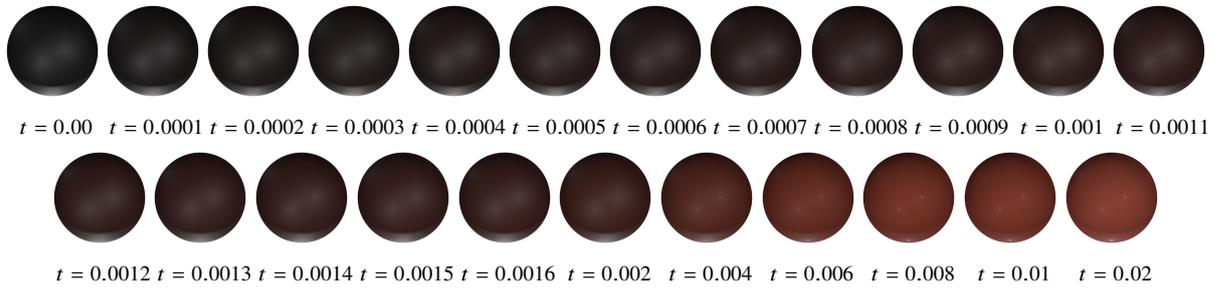


Figura 39 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre *black-soft-plastic* e *maroon-plastic*, pertencentes a grupos diferentes. O MDS e um intervalo para $t \in [0.00, 0.02]$ foram usados para esse resultado.

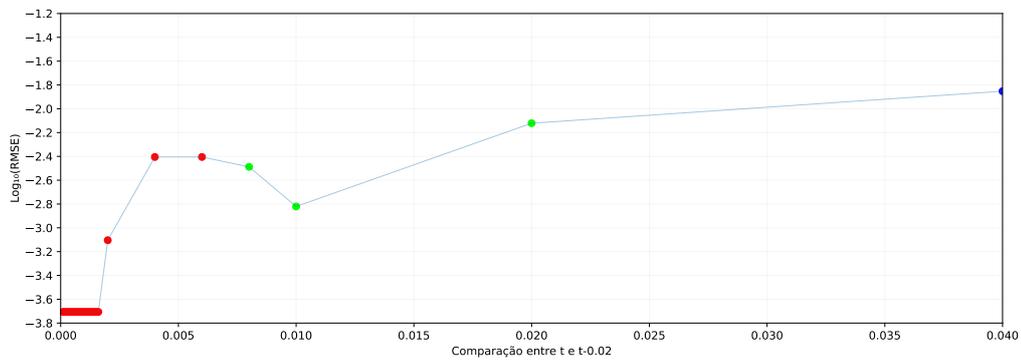


Figura 40 – RMSE da comparação entre os materiais da transição entre *black-soft-plastic* e *maroon-plastic*. Os materiais usados foram obtidos através do pipeline usando MDS e $t \in [0.00, 0.02]$, apresentados na Figura 39. Os resultados foram normalizados através da aplicação logarítmica na base 10. Cada cor diferente representa um simplexo específico no espaço de BRDFs, no qual o material se encontra.

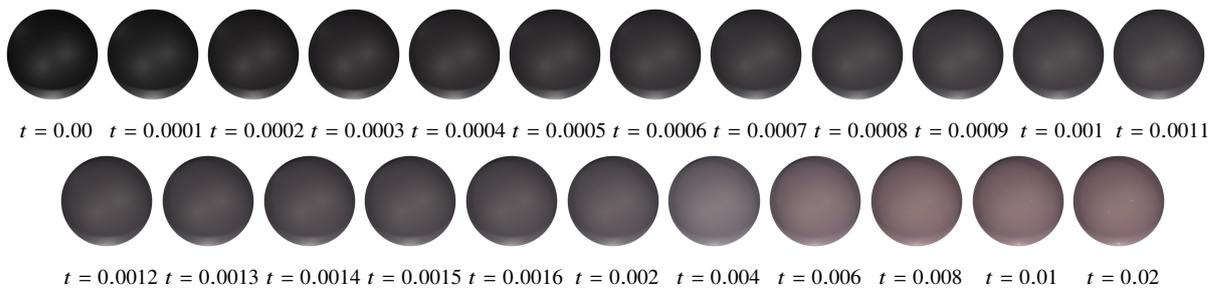


Figura 41 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre *black-soft-plastic* e *maroon-plastic*, pertencentes a grupos diferentes. O ISOMAP e um intervalo para $t \in [0.00, 0.02]$ foram usados para esse resultado.

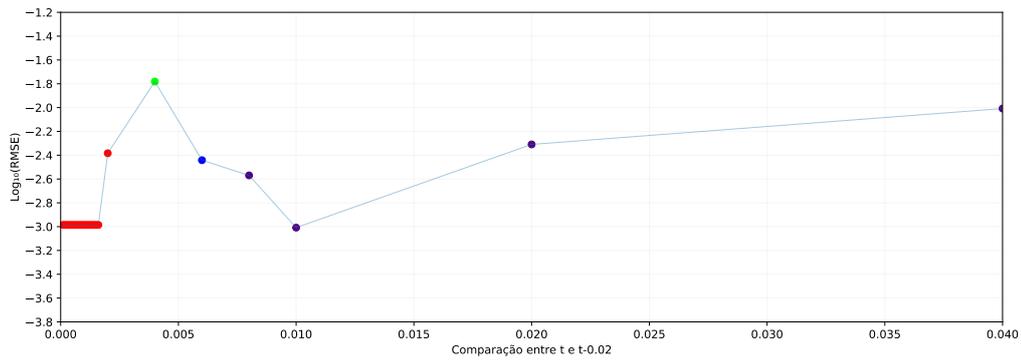


Figura 42 – RMSE da comparação entre os materiais da transição entre *black-soft-plastic* e *maroon-plastic*. Os materiais usados foram obtidos através do pipeline usando ISOMAP e $t \in [0.00, 0.02]$, apresentados na Figura 41. Os resultados foram normalizados através da aplicação logarítmica na base 10. Cada cor diferente representa um simplexo específico no espaço de BRDFs, no qual o material se encontra.

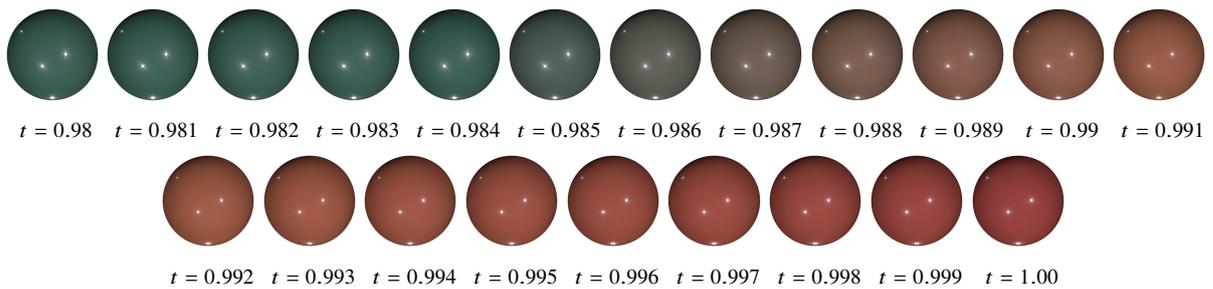


Figura 43 – Renderizações dos materiais obtidos a partir da transição entre *black-soft-plastic* e *maroon-plastic*, pertencentes a grupos diferentes. O LLE e um intervalo para $t \in [0.98, 1.00]$ foram usados para esse resultado.

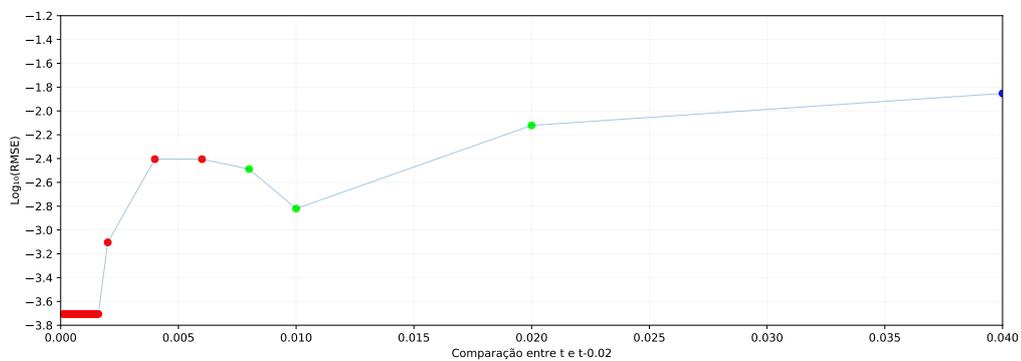


Figura 44 – RMSE da comparação entre os materiais da transição entre *black-soft-plastic* e *maroon-plastic*. Os materiais usados foram obtidos através do pipeline usando LLE e $t \in [0.98, 1.00]$, apresentados na Figura 43. Os resultados foram normalizados através da aplicação logarítmica na base 10. Cada cor diferente representa um simplexo específico no espaço de BRDFs, no qual o material se encontra.

6

Conclusão

Apesar do aumento na busca por mais realismo em renderizações, há poucas bases de materiais medidos disponíveis. Além disso, materiais representados por BRDFs tabulares são importantes para o desenvolvimento de modelos analíticos, uma vez que eles tem o objetivo de aproximar BRDFs tabulares, e análises são realizadas para avaliar a similaridade entre eles. Assim, este trabalho propôs uma abordagem para criar novos materiais customizados a partir de uma base de BRDFs tabulares. Para isso, um espaço de BRDFs que fornece a criação de novos materiais entre grupos de materiais foi apresentado.

A abordagem consiste em pré-processar a base de BRDFs usando *image slice* para representar as principais características de refletância, fornecendo uma base de *image slices*. Essa base pré-processada é agrupada para separar os materiais de acordo com as características de refletância semelhantes. Em seguida, um método de redução de dimensionalidade é aplicado na base de *image slices* para gerar um espaço reduzido. Usando os materiais escolhidos pelo usuário como entrada, nós selecionamos materiais a partir dos grupos no espaço reduzido, com a finalidade de construir um espaço de criação de BRDFs. Assim, qualquer ponto dentro deste espaço pode ser mapeado para o espaço de BRDFs tabulares.

Nossa técnica para agrupar BRDFs tabulares apresentou resultados muito interessantes para a base de BRDFs do MERL. O melhor número de grupos, de acordo com o processo e critério apresentados nesse trabalho, foi aquele próximo ao número de categorias de materiais que os autores da base de BRDFs do MERL informaram. MDS, ISOMAP e LLE foram comparados na geração do espaço de BRDFs. Além disso, novos materiais foram criados a partir de um mesmo grupo ou diferentes grupos. Resultados mostraram que os métodos de redução de dimensionalidade forneceram resultados interessantes e transição suave através da navegação no espaço de criação de BRDFs. Esses métodos também apresentaram resultados com fidelidade a propriedades do materiais.

Como trabalhos futuros é sugerido testar outros algoritmos de agrupamentos e mais

método de redução de dimensionalidade não-linear. Além disso, a investigação da correlação entre os melhores algoritmos de agrupamento e as propriedades dos materiais que foram agrupados juntos em cada resultado. Adicionalmente, uma navegação no espaço de criação de BRDFs que não dependa apenas de t , mas também dos simplexes ao longo do caminho entre os pares de materiais, e o uso de uma função de comparação para avaliar os materiais gerados e selecionar automaticamente os intervalos de t que irão fornecer transições suaves e com modificações significativas na aparência dos materiais.

Referências

- AKSOY, S.; HARALICK, R. M. Feature normalization and likelihood-based similarity measures for image retrieval. *Pattern Recogn. Lett.*, Elsevier Science Inc., USA, v. 22, n. 5, p. 563–582, Apr. 2001. Citado na página 49.
- AMENTA, N.; ATTALI, D.; DEVILLERS, O. Complexity of Delaunay triangulation for points on lower-dimensional polyhedra. In: *Proceedings of the Eighteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms*. USA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2007. (SODA '07), p. 1106–1113. Citado na página 60.
- ARAÚJO, T. de. *Álgebra linear: teoria e aplicações*. 1th. ed. [S.l.]: SBM, 2017. Citado na página 27.
- ASHIKHMIN, M.; SHIRLEY, P. An anisotropic phong BRDF model. *J. Graph. Tools*, A. K. Peters, Ltd., Natick, MA, USA, v. 5, n. 2, p. 25–32, Feb. 2000. Citado 3 vezes nas páginas 16, 23 e 24.
- BAGHER, M. M.; SOLER, C.; HOLZSCHUCH, N. Accurate fitting of measured reflectances using a Shifted gamma micro-facet distribution. *Computer Graphics Forum*, Wiley, v. 31, n. 4, p. 1509–1518, Jun. 2012. Citado na página 64.
- BELCOUR, L. et al. *ALTA: A BRDF analysis library*. 2013–2015. Disponível em: <<http://alta.gforge.inria.fr/>>. Citado 5 vezes nas páginas 48, 49, 50, 57 e 58.
- BLINN, J. F. Models of light reflection for computer synthesized pictures. *SIGGRAPH Comput. Graph.*, ACM, New York, NY, USA, v. 11, n. 2, p. 192–198, Jul. 1977. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 24.
- BRAND, M. Charting a manifold. In: *Advances in Neural Information Processing Systems 15*. Cambridge, MA: MIT Press, 2003. p. 961–968. Citado na página 40.
- BURLEY, B. Physically-based shading at Disney. In: *ACM SIGGRAPH Courses*. [S.l.: s.n.], 2012. Citado 2 vezes nas páginas 46 e 47.
- CARVALHO, B. T. A. de. *Image-based appearance preservation*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Paraná, 2013. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 22.
- CHEN, Y. et al. A data-driven framework for appearance editing of measured materials. In: *2019 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1582–1587. Citado na página 49.
- COOK, R. L.; TORRANCE, K. E. A reflectance model for computer graphics. *ACM Trans. Graph.*, ACM, New York, NY, USA, v. 1, n. 1, p. 7–24, Jan. 1982. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 24.
- DIJKSTRA, E. W. A note on two problems in connexion with graphs. *Numer. Math.*, Springer-Verlag New York, Inc., Secaucus, NJ, USA, v. 1, n. 1, p. 269–271, Dec. 1959. Citado 2 vezes nas páginas 28 e 50.

- DUDA, R. O.; HART, P. E.; STORK, D. G. *Pattern classification (2Nd Edition)*. New York, NY, USA: Wiley-Interscience, 2000. Citado 4 vezes nas páginas 26, 29, 30 e 31.
- DUPUY, J.; JAKOB, W. An adaptive parameterization for efficient material acquisition and rendering. *ACM Trans. Graph.*, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, v. 37, n. 6, Dec. 2018. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 46.
- EDELSBRUNNER, H.; HARER, J. *Computational topology: an introduction*. [S.l.]: American Mathematical Society, 2010. (Applied Mathematics). Citado na página 17.
- ELEFTHERIADIS, S.; RUDOVIC, O.; PANTIC, M. Discriminative shared gaussian processes for multiview and view-invariant facial expression recognition. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 24, n. 1, p. 189–204, Jan. 2015. Citado na página 42.
- ELHABIAN, S. Y.; FARAG, A. A. Analytic bilinear appearance subspace construction for modeling image irradiance under natural illumination and non-lambertian reflectance. In: *2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 1446–1451. Citado 2 vezes nas páginas 39 e 40.
- FILIP, J.; KOLAFOVÁ, M. Perceptual attributes analysis of real-world materials. *ACM Trans. Appl. Percept.*, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, v. 16, n. 1, Jan. 2019. Citado 2 vezes nas páginas 39 e 43.
- FILIP, J.; VÁVRA, R. Template-based sampling of anisotropic BRDFs. *Computer Graphics Forum*, v. 33, n. 7, p. 91–99, Oct. 2014. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 46.
- FORES, A.; FERWERDA, J.; GU, J. Toward a perceptually based metric for BRDF modeling. In: SOCIETY FOR IMAGING SCIENCE AND TECHNOLOGY. *Color and Imaging Conference*. [S.l.], 2012. p. 142–148. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 25.
- GEORGOULIS, S. et al. A gaussian process latent variable model for BRDF inference. In: *Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2015. (ICCV '15), p. 3559–3567. Citado 2 vezes nas páginas 39 e 41.
- GEORGOULIS, S. et al. Material classification under natural illumination using reflectance maps. In: *2017 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 244–253. Citado 2 vezes nas páginas 39 e 42.
- GOLUB, G. H.; LOAN, C. F. V. *Matrix computations (4th ed.)*. USA: Johns Hopkins University Press, 2013. Citado na página 59.
- GUO, J. et al. BRDF analysis with directional statistics and its applications. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, IEEE Educational Activities Department, USA, v. 26, n. 3, p. 1476–1489, Mar. 2020. Citado na página 49.
- HE, X. D. et al. A comprehensive physical model for light reflection. In: *Proceedings of the 18th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*. New York, NY, USA: ACM, 1991. (SIGGRAPH '91), p. 175–186. Citado na página 16.
- IZENMAN, A. J. *Modern multivariate statistical techniques: regression, classification, and manifold learning*. 1. ed. [S.l.]: Springer Publishing Company, Incorporated, 2008. Citado na página 25.

- JAIN, A. K.; DUBES, R. C. *Algorithms for clustering data*. USA: Prentice-Hall, Inc., 1988. Citado na página 49.
- JANKE, S. J. *Mathematical structures for computer graphics*. New York, NY, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2015. Citado na página 53.
- JR, G. F. M. et al. Composition of local normal coordinates and polyhedral geometry in riemannian manifold learning. *International Journal of Natural Computing Research (IJNCR)*, IGI Global, v. 5, n. 2, p. 37–68, 2015. Citado na página 26.
- LAFORTUNE, E. P. F. et al. Non-linear approximation of reflectance functions. In: *Proceedings of the 24th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*. New York, NY, USA: ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., 1997. (SIGGRAPH '97), p. 117–126. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 24.
- LAGUNAS, M. et al. A similarity measure for material appearance. *ACM Trans. Graph.*, v. 38, n. 4, p. 135:1–135:12, Jul. 2019. Citado 3 vezes nas páginas 24, 39 e 43.
- LENSCH, H. P. A. *Efficient, image-based appearance acquisition of real-world objects*. 158 p. Tese (Doctoral dissertation) — Universität des Saarlandes, Saarbrücken, Dec. 2003. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 24.
- MA, Y.; FU, Y. *Manifold learning theory and applications*. 1st. ed. Boca Raton, FL, USA: CRC Press, Inc., 2011. Citado 3 vezes nas páginas 25, 26 e 28.
- MARSCHNER, S. R. et al. Image-based bidirectional reflectance distribution function measurement. *Appl. Opt.*, OSA, v. 39, n. 16, p. 2592–2600, Jun. 2000. Citado na página 24.
- MARSLAND, S. *Machine learning: an algorithmic perspective*. 1st. ed. [S.l.]: Chapman & Hall/CRC, 2009. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.
- MATUSIK, W. et al. A data-driven reflectance model. *ACM Trans. Graph.*, ACM, New York, NY, USA, v. 22, n. 3, p. 759–769, Jul. 2003. Citado 19 vezes nas páginas 16, 17, 23, 39, 40, 46, 47, 48, 49, 50, 51, 53, 54, 55, 56, 57, 58, 59 e 64.
- MATUSIK, W. et al. Efficient isotropic BRDF measurement. In: *Proceedings of the 14th Eurographics Workshop on Rendering*. Aire-la-Ville, Switzerland, Switzerland: Eurographics Association, 2003. (EGRW '03), p. 241–247. Citado 3 vezes nas páginas 16, 24 e 55.
- METROPOLIS, N. et al. Equation of state calculations by fast computing machines. *The Journal of Chemical Physics*, AIP, v. 21, n. 6, p. 1087–1092, 1953. Citado na página 42.
- MIRANDA, G. F.; THOMAZ, C. E.; GIRALDI, G. A. Geometric data analysis based on manifold learning with applications for image understanding. In: *2017 30th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images Tutoriais (SIBGRAPI-T)*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 42–62. Citado na página 28.
- NASCIMENTO, F. M.; CARVALHO, A. B. D.; ANDRADE, B. T. Improving the selection of bases of BRDFs for appearance preservation. In: *2016 29th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI)*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 440–447. Citado 3 vezes nas páginas 16, 24 e 49.

- NGAN, A.; DURAND, F.; MATUSIK, W. Experimental analysis of BRDF models. In: *Eurographics Symposium on Rendering*. [S.l.]: Eurographics Association, 2005. p. 117–126. Citado 3 vezes nas páginas 24, 25 e 64.
- NGAN, A.; DURAND, F.; MATUSIK, W. Image-driven navigation of analytical BRDF models. In: *Proceedings of the 17th Eurographics Conference on Rendering Techniques*. Goslar, DEU: Eurographics Association, 2006. (EGSR '06), p. 399–407. Citado 2 vezes nas páginas 39 e 43.
- NIELSEN, J. B.; JENSEN, H. W.; RAMAMOORTHY, R. On optimal, minimal BRDF sampling for reflectance acquisition. *ACM Trans. Graph.*, ACM, New York, NY, USA, v. 34, n. 6, p. 186:1–186:11, Oct. 2015. Citado 6 vezes nas páginas 17, 24, 42, 46, 50 e 55.
- NUNES, M. D. S.; MIRANDA, G. F.; ANDRADE, B. T. Using dimensionality reduction to create new materials from tabular BRDFs. In: *2017 30th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI)*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 230–237. Citado 9 vezes nas páginas 17, 23, 24, 26, 39, 41, 50, 53 e 55.
- NUNES, M. D. S. et al. Techniques for BRDF evaluation. *The Visual Computer*, Springer, Jan. 2021. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 64.
- ÖZTÜRK, A. et al. Linear approximation of bidirectional reflectance distribution functions. *Computers & Graphics*, v. 32, n. 2, p. 149 – 158, 2008. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 25.
- PETERSEN, K. et al. Systematic mapping studies in software engineering. In: *Proceedings of the 12th International Conference on Evaluation and Assessment in Software Engineering*. Swindon, UK: BCS Learning & Development Ltd., 2008. (EASE'08), p. 68–77. Citado na página 33.
- PHARR, M.; HUMPHREYS, G. *Physically based rendering, second edition: from theory to implementation*. 2nd. ed. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2010. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 22.
- PHARR, W. J. M.; HUMPHREYS, G. *PBRT rendering system, version 2*. 2016. Citado 4 vezes nas páginas 48, 51, 54 e 64.
- PHONG, B. T. Illumination for computer generated pictures. *Commun. ACM*, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, v. 18, n. 6, p. 311–317, Jun. 1975. Citado na página 23.
- ROUSSEEUW, P. Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *J. Comput. Appl. Math.*, Elsevier Science Publishers B. V., NLD, v. 20, n. 1, p. 53–65, Nov. 1987. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 32.
- ROWEIS, S. T.; SAUL, L. K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding. *Science*, American Association for the Advancement of Science, v. 290, n. 5500, p. 2323–2326, 2000. Citado 2 vezes nas páginas 28 e 29.
- RUSINKIEWICZ, S. M. A new change of variables for efficient BRDF representation. In: DRETTAKIS, G.; MAX, N. (Ed.). *Rendering Techniques '98*. Vienna: Springer Vienna, 1998. p. 11–22. Citado na página 46.
- SAUL, L. K.; ROWEIS, S. T. *An introduction to locally linear embedding*. 2000. Disponível em: <<https://cs.nyu.edu/~roweis/lle/publications.html>>. Citado na página 60.

- SERRANO, A. et al. An intuitive control space for material appearance. *ACM Trans. Graph.*, ACM, New York, NY, USA, v. 35, n. 6, p. 186:1–186:12, Nov. 2016. Citado 6 vezes nas páginas 17, 24, 39, 42, 50 e 55.
- SOLER, C.; SUBR, K.; NOWROUZEZAHRAI, D. A versatile parameterization for measured material manifolds. *Computer Graphics Forum*, Wiley, v. 37, n. 2, p. 135–144, Apr. 2018. Citado 4 vezes nas páginas 24, 39, 41 e 55.
- SUN, T.; JENSEN, H. W.; RAMAMOORTHI, R. Connecting measured BRDFs to analytic BRDFs by data-driven diffuse-specular separation. *ACM Trans. Graph.*, ACM, New York, NY, USA, v. 37, n. 6, p. 273:1–273:15, Dec. 2018. Citado 3 vezes nas páginas 17, 39 e 42.
- THEODORIDIS, S.; KOUTROUMBAS, K. *Pattern recognition, fourth edition*. 4th. ed. Orlando, FL, USA: Academic Press, Inc., 2008. Citado na página 30.
- TONGBUASIRILAI, T. et al. Compact and intuitive data-driven BRDF models. *The Visual Computer*, Springer, v. 36, p. 855–872, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 25.
- WEISTROFFER, R. P. et al. Efficient basis decomposition for scattered reflectance data. In: *Proceedings of the 18th Eurographics Conference on Rendering Techniques*. Aire-la-Ville, Switzerland, Switzerland: Eurographics Association, 2007. (EGSR'07), p. 207–218. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 22.
- WEYRICH, T. et al. Principles of appearance acquisition and representation. *Found. Trends. Comput. Graph. Vis.*, v. 4, n. 2, p. 75–191, Feb. 2009. Citado 5 vezes nas páginas 20, 21, 22, 23 e 46.
- WHITE, D. R. et al. Reflectometer for measuring the bidirectional reflectance of rough surfaces. *Appl. Opt.*, OSA, v. 37, n. 16, p. 3450–3454, 1998. Citado na página 23.
- WILLS, J. et al. Toward a perceptual space for gloss. *ACM Trans. Graph.*, ACM, New York, NY, USA, v. 28, n. 4, p. 103:1–103:15, Sep. 2009. Citado 3 vezes nas páginas 39, 40 e 55.
- ZUO, W.; ZHANG, D.; WANG, K. Bidirectional PCA with assembled matrix distance metric for image recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, v. 36, n. 4, p. 863–872, 2006. Citado na página 41.