

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
INSTITUTO DE MATEMÁTICA E ESTATÍSTICA
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO
– QUALIFICAÇÃO DE DOUTORADO –

Reconstrução de Faces 3D usando Análise de Componentes Principais

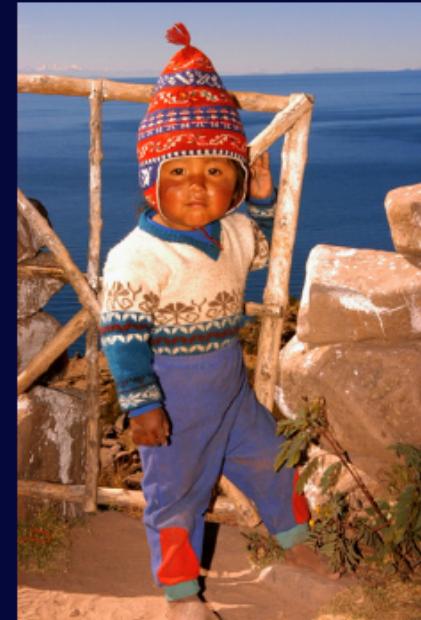
Candidato Jesús P. Mena-Chalco
Orientador Roberto M. Cesar Junior
Co-Orientador Luiz Velho

<http://www.vision.ime.usp.br/~jmena>

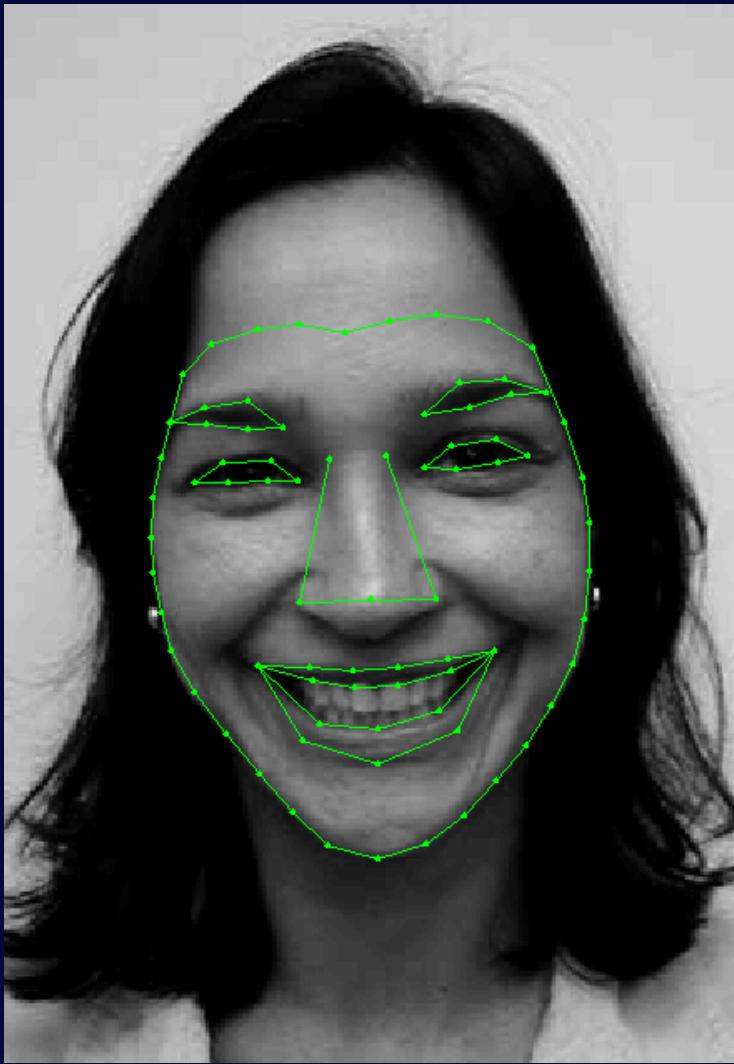
Conteúdo

1. Introdução
2. Conjunto de dados de faces 3D
3. Reconstrução facial 3D através de espaços PCA
4. Resultados
5. Próximos passos
6. Conclusões









Alegre



Triste





Alegre



Triste



Introdução

- O processo de reconstrução de modelos faciais 3D é um tópico relevante na área de **Visão Computacional** que recentemente vem recebendo especial interesse na comunidade científica.
- Este é um exemplo da chamada **fotografia digital** onde métodos de visão computacional e computação gráfica são usados para resolver um problema.
- Os modelos de dados faciais dependem da **natureza do problema** considerados (modelos com geometria exata *vs* modelos mais simples).
- As **imagens de faces** têm um papel central nas diferentes aplicações de visão computacional e computação gráfica.
- Apesar de mais de três décadas de pesquisa em fotografia facial 3D ainda existem importantes **problemas em aberto**.



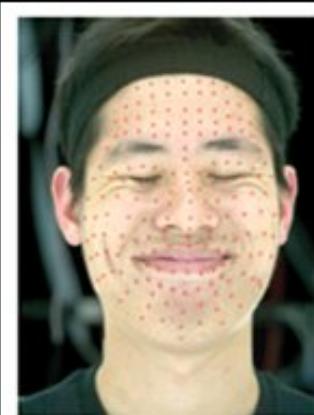
Facial Performance Synthesis using Deformation-Driven Polynomial Displacement Maps

SIGGRAPH Asia 2008

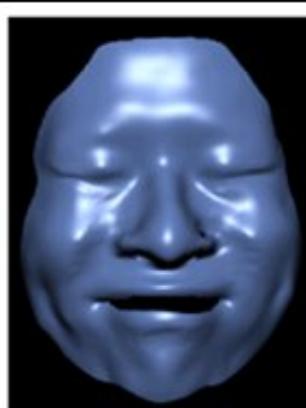
Wan-Chun Ma*^ Andrew Jones* Jen-Yuan Chiang* Tim Hawkins* Sune Frederiksen* Pieter Peers*
Marko Vukovic~ Ming Ouhyoung^ Paul Debevec*

University of Southern California Institute for Creative Technologies*

National Taiwan University ^ Sony Pictures Imageworks ~



Motion Capture Markers



Deformed Neutral Mesh



Adding Medium Frequency Displacement



Adding High Frequency Displacement



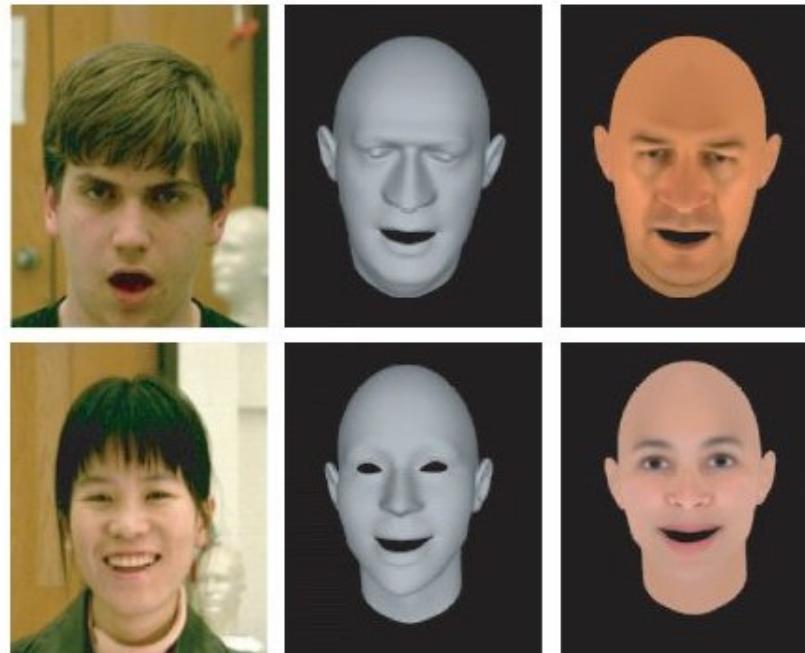
Ground Truth Geometry



Vision-based Control of 3D Facial Animation

Jin-xiang Chai,^{1†} Jing Xiao¹ and Jessica Hodgins¹

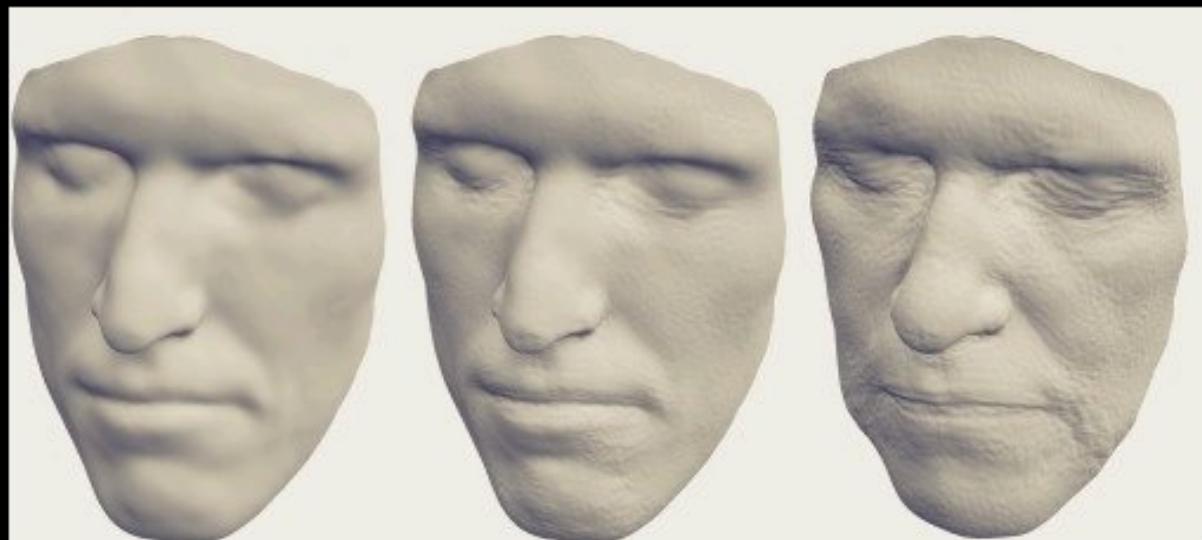
¹ The Robotics Institute, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA 15213, USA



A Statistical Model for Synthesis of Detailed Facial Geometry

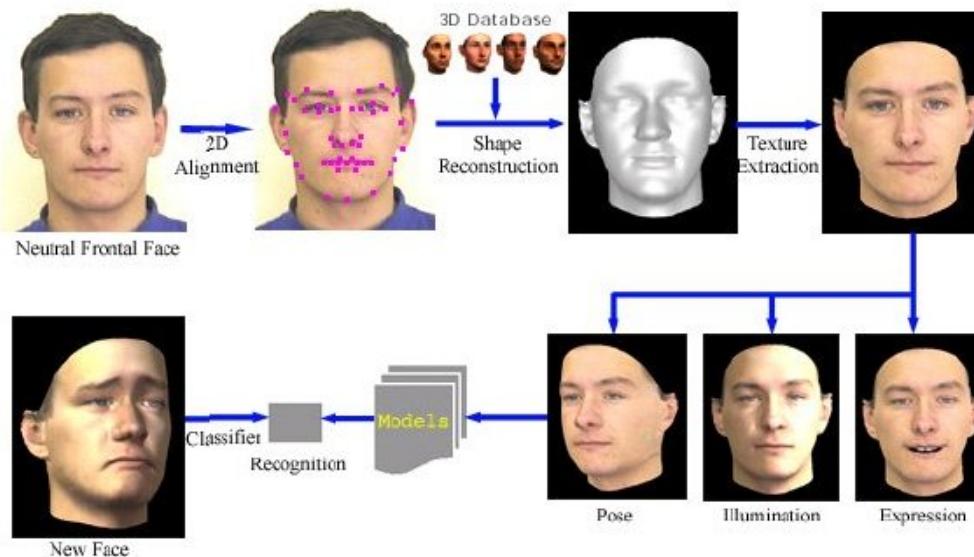
ACM Transactions on Graphics (Proc. SIGGRAPH), July 2006

Aleksey Golovinskiy, Wojciech Matusik, Hanspeter Pfister,
Szymon Rusinkiewicz, Thomas Funkhouser



Efficient 3D Reconstruction for Face Recognition

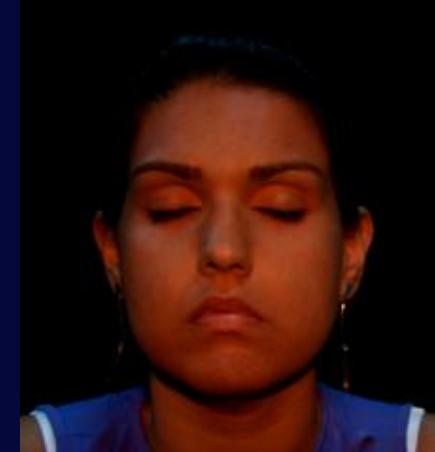
Dalong Jiang^{1,2,†}, Yuxiao Hu³, Shuicheng Yan^{4,†}, Lei Zhang^{3,*}, Hongjiang Zhang³, Wen Gao^{1,2}



Objetivo geral

Desenvolver uma metodologia para a **reconstrução de faces 3D** dada uma **fotografia 2D**.

A metodologia proposta está baseada em espaços gerados mediante Análises de Componentes Principais sobre conjuntos de dados de **faces 3D reais**, de forma que o procedimento seja realizado *rapidamente* e a reconstrução seja *simples e realista*.



Baseados no trabalhos: [VBPP05] e [MBV06].



Conjunto de dados de faces 3D

- Atualmente, existem extensos bancos de dados de faces em 2D (fotografias) e 3D (em forma de malhas ou imagens de profundidade) e bancos de dados multimodais que além de informação em 2D e 3D incluem outras características biométricas como, por exemplo, a voz.
- Nos bancos de dados atuais de faces 3D não são considerados um conjunto de expressões faciais representativas dos estados emocionais das pessoas.
- A falta desse tipo de informação, relevante para a análise de expressões faciais de pessoas, nos levou à criação de um conjunto de dados de expressões faciais 3D: IMPA-FACE3D.

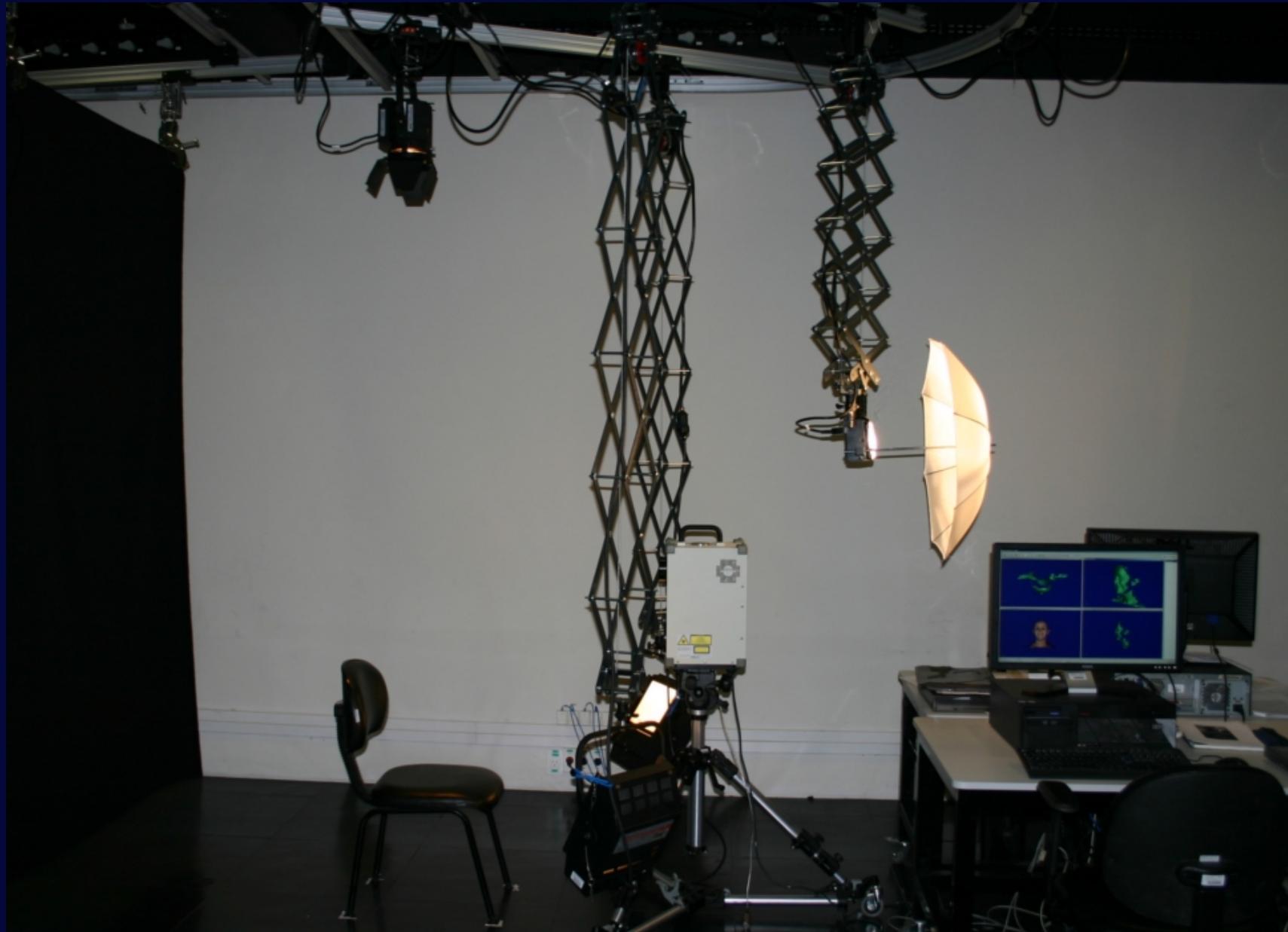


Conjunto de dados: Escaner

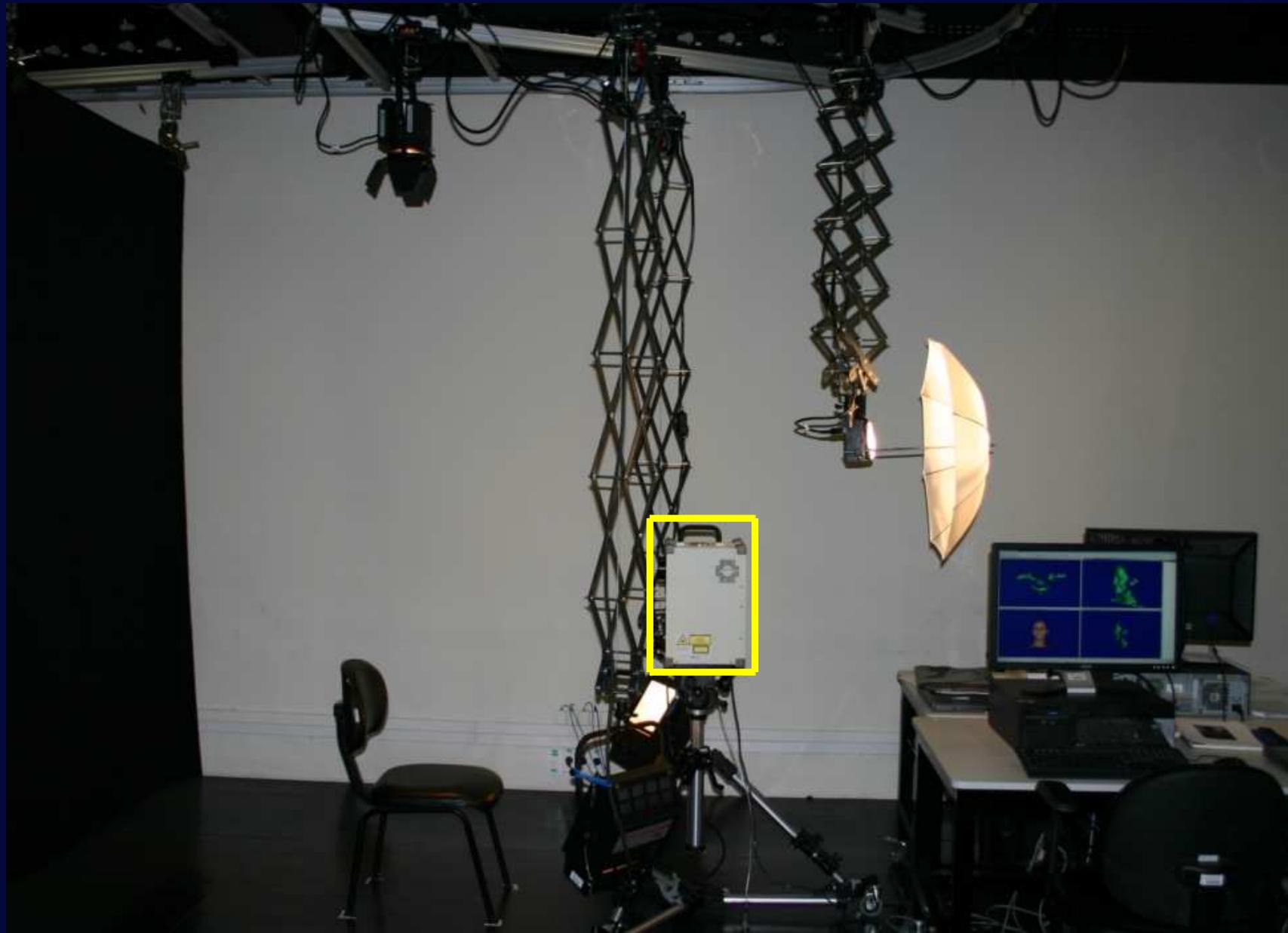
- Os dados foram adquiridos usando um escaner 3D (não-intrusivo) KONICA MINOLTA VIVID 910.
- Equipado por um sensor de distância laser e uma câmera digital integrada.
- A aquisição para cada amostra é composta de dados de textura e geometria registradas.
- As imagens de textura foram adquiridas com uma resolução de 640×480 pixels (24 bits).
- A geometria de face 3D associada a cada imagem de textura contém aproximadamente 50000 pontos.
- O tempo de captura: ~ 2.5 segundos.



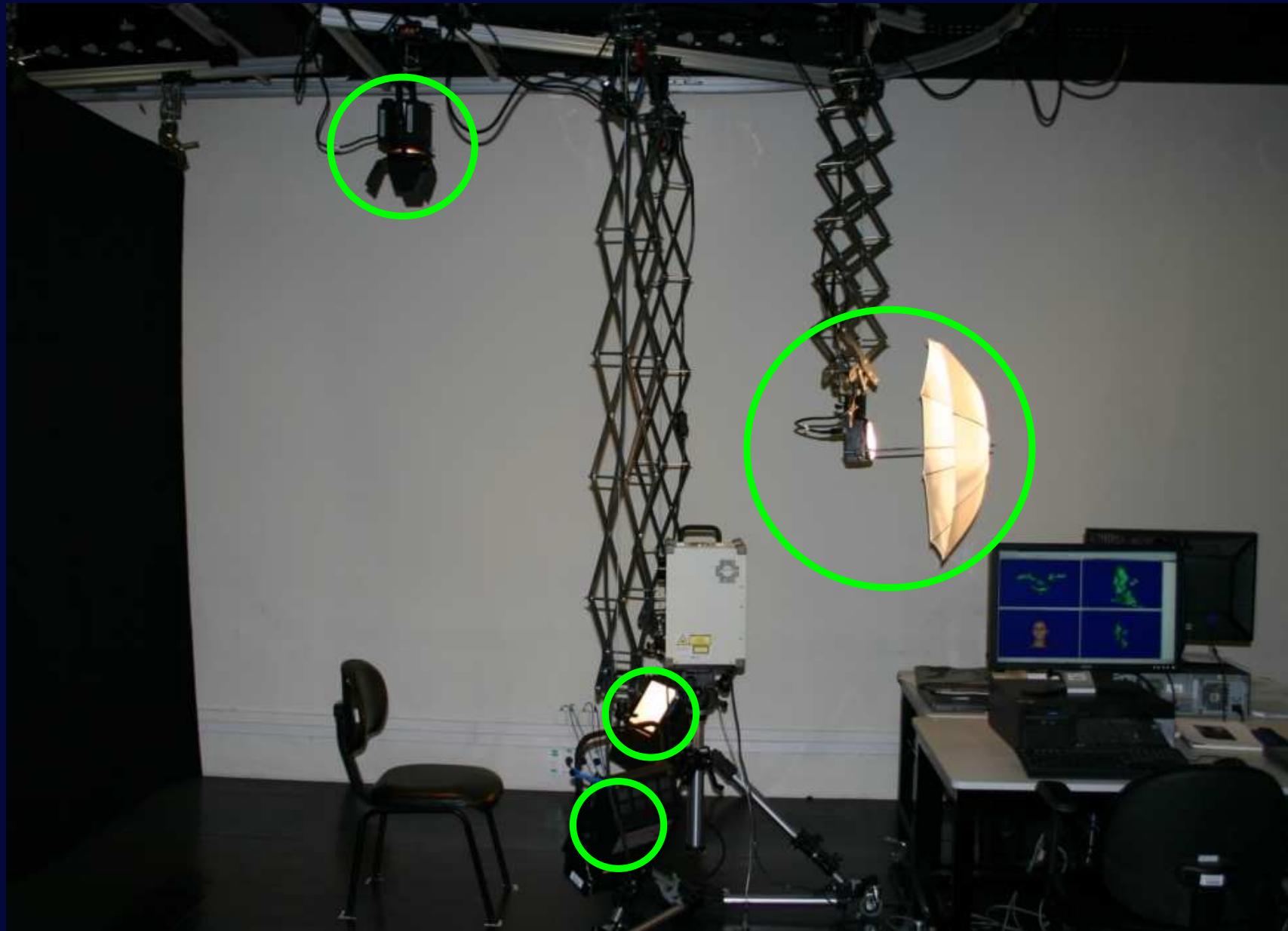
Conjunto de dados: Equipamento



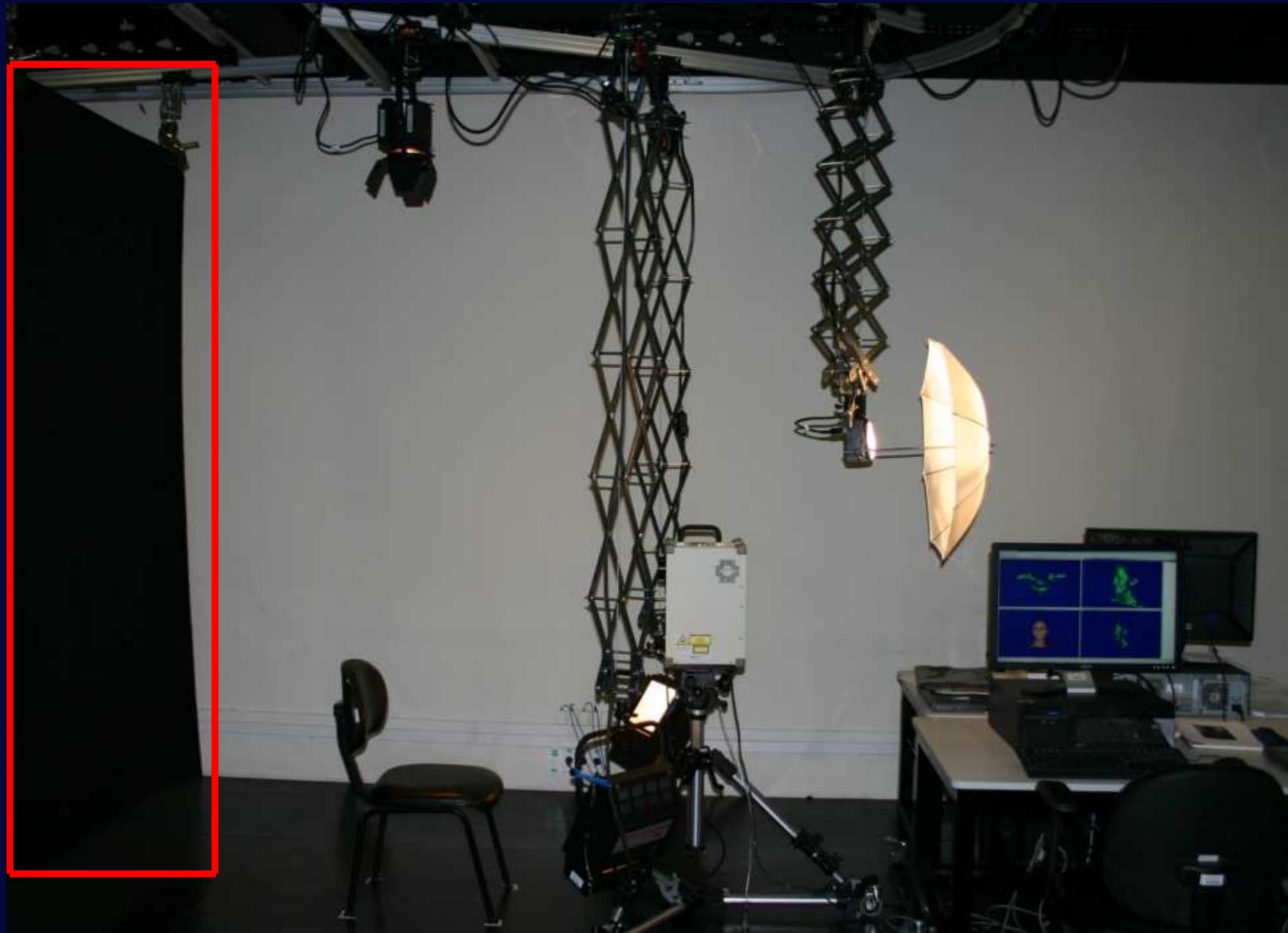
Conjunto de dados: Equipamento



Conjunto de dados: Equipamento



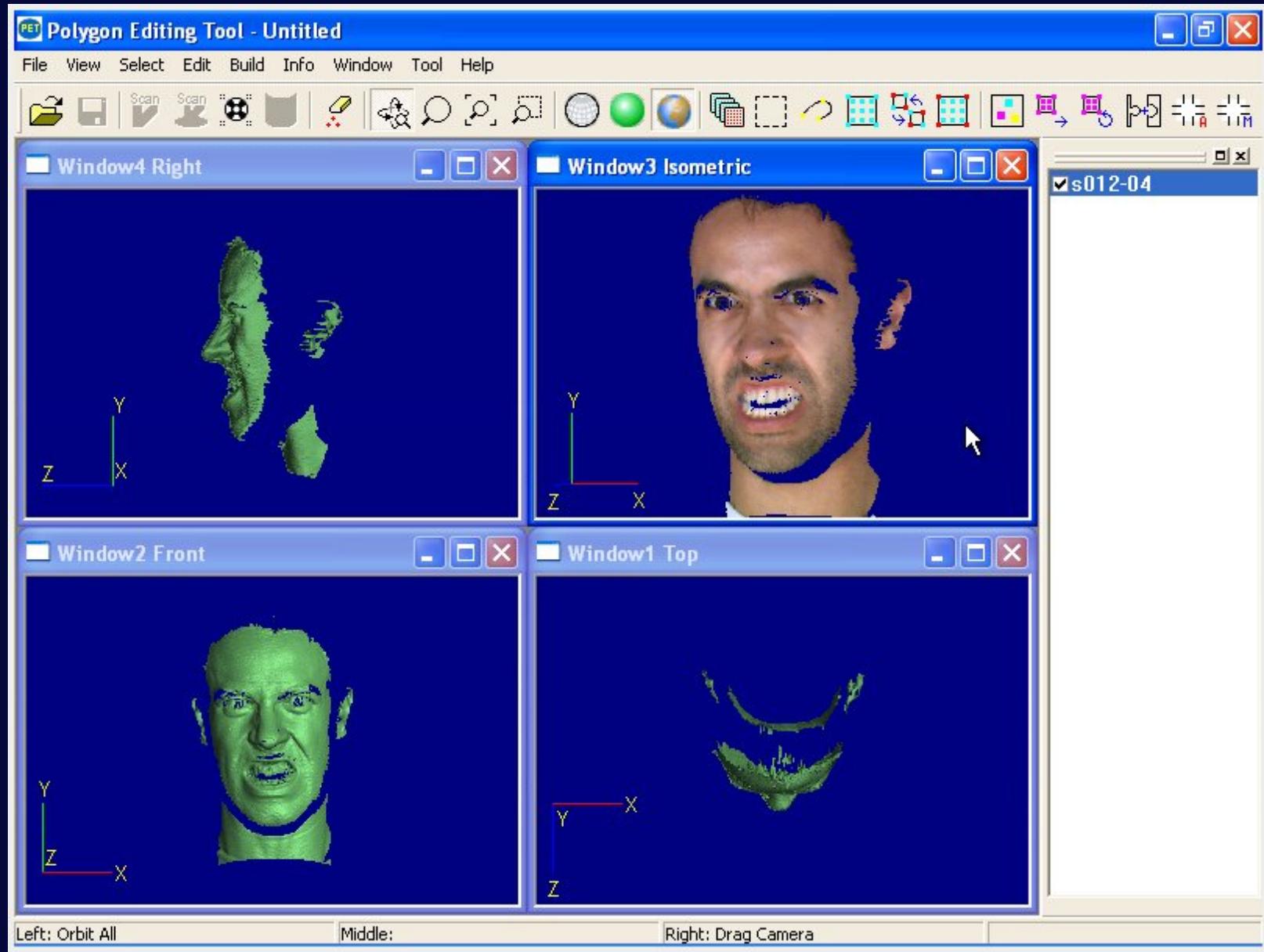
Conjunto de dados: Equipamento



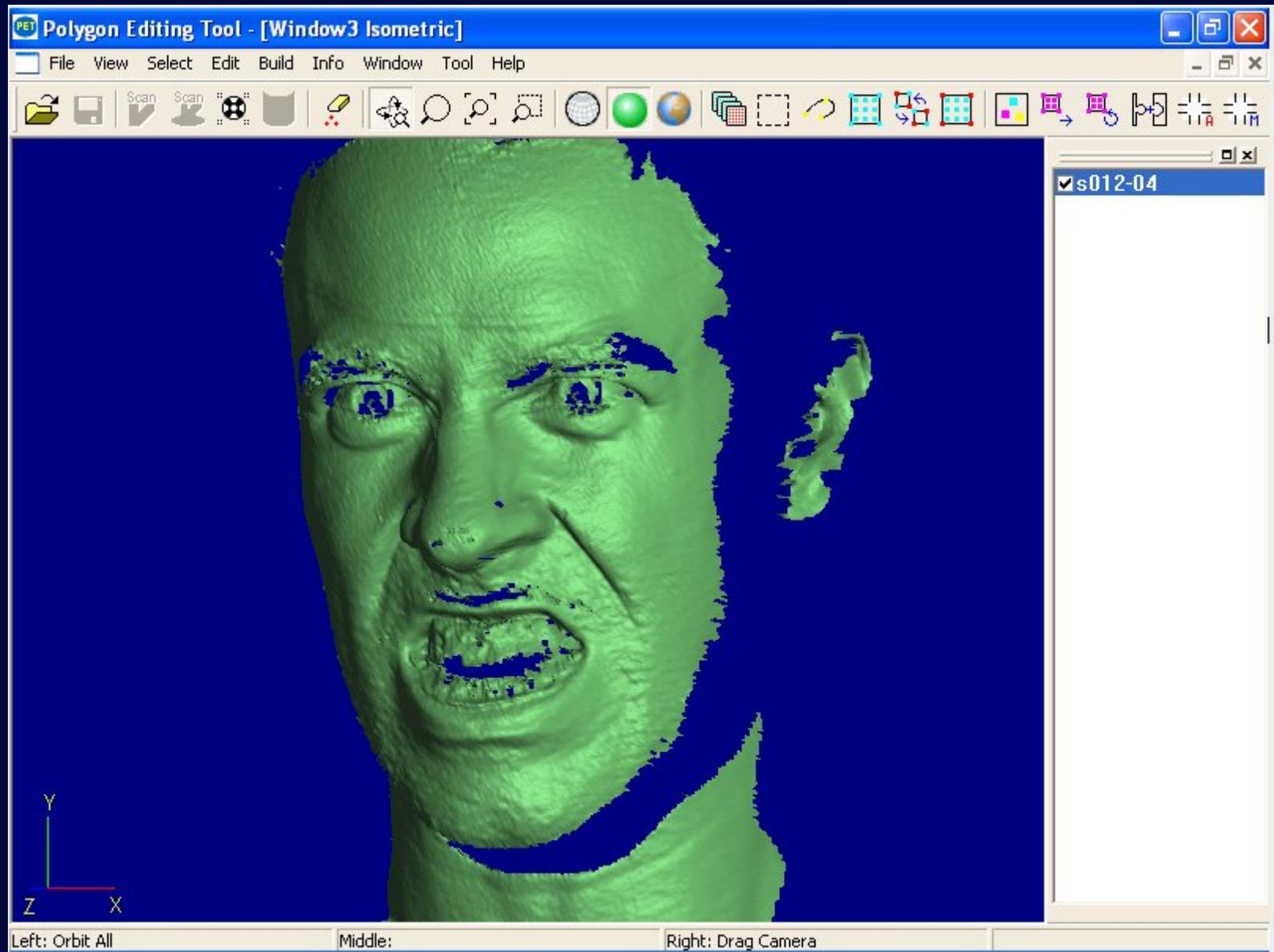
Conjunto de dados: Equipamento



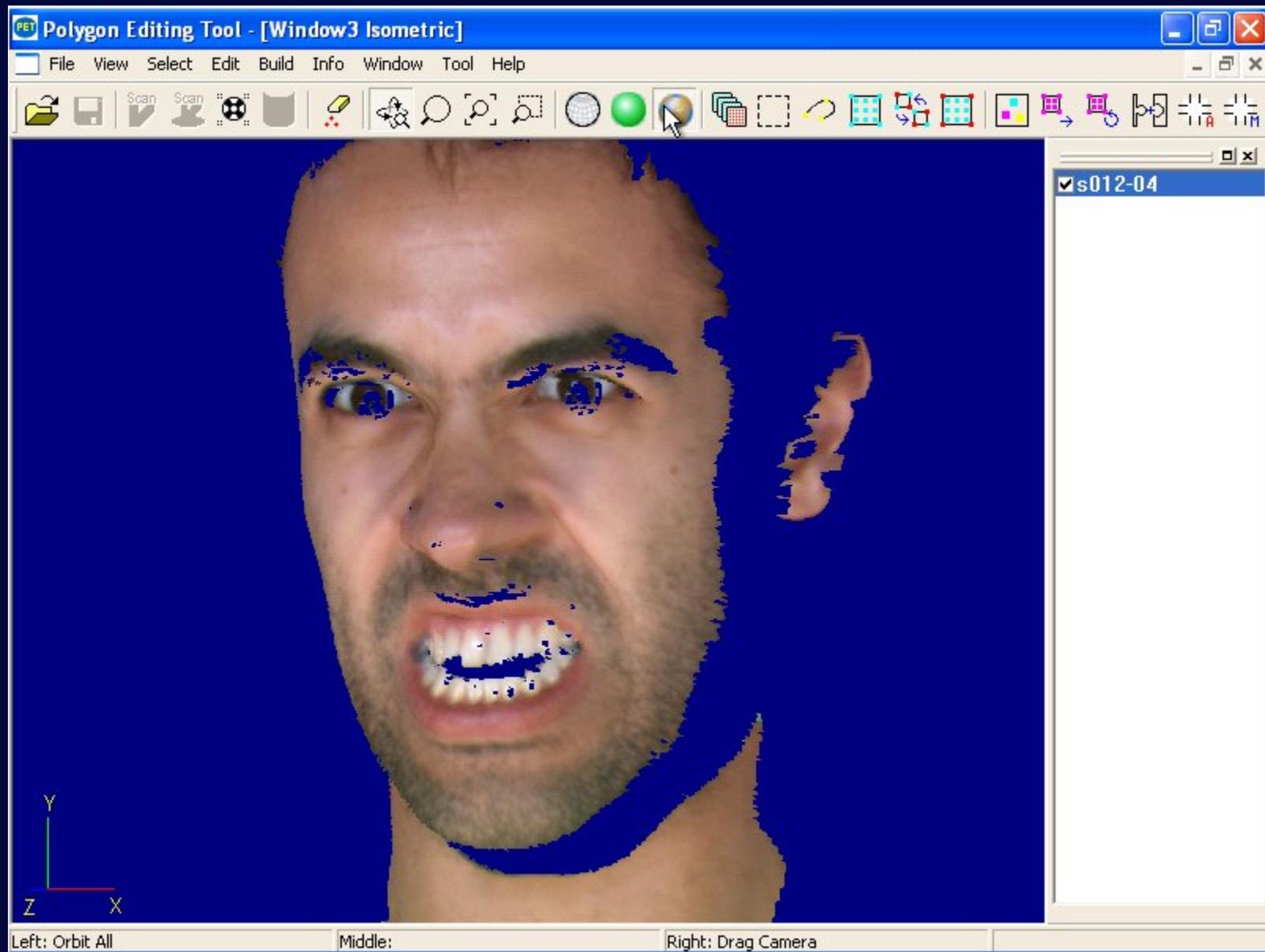
Conjunto de dados: software de aquisição



Conjunto de dados: software de aquisição



Conjunto de dados: software de aquisição



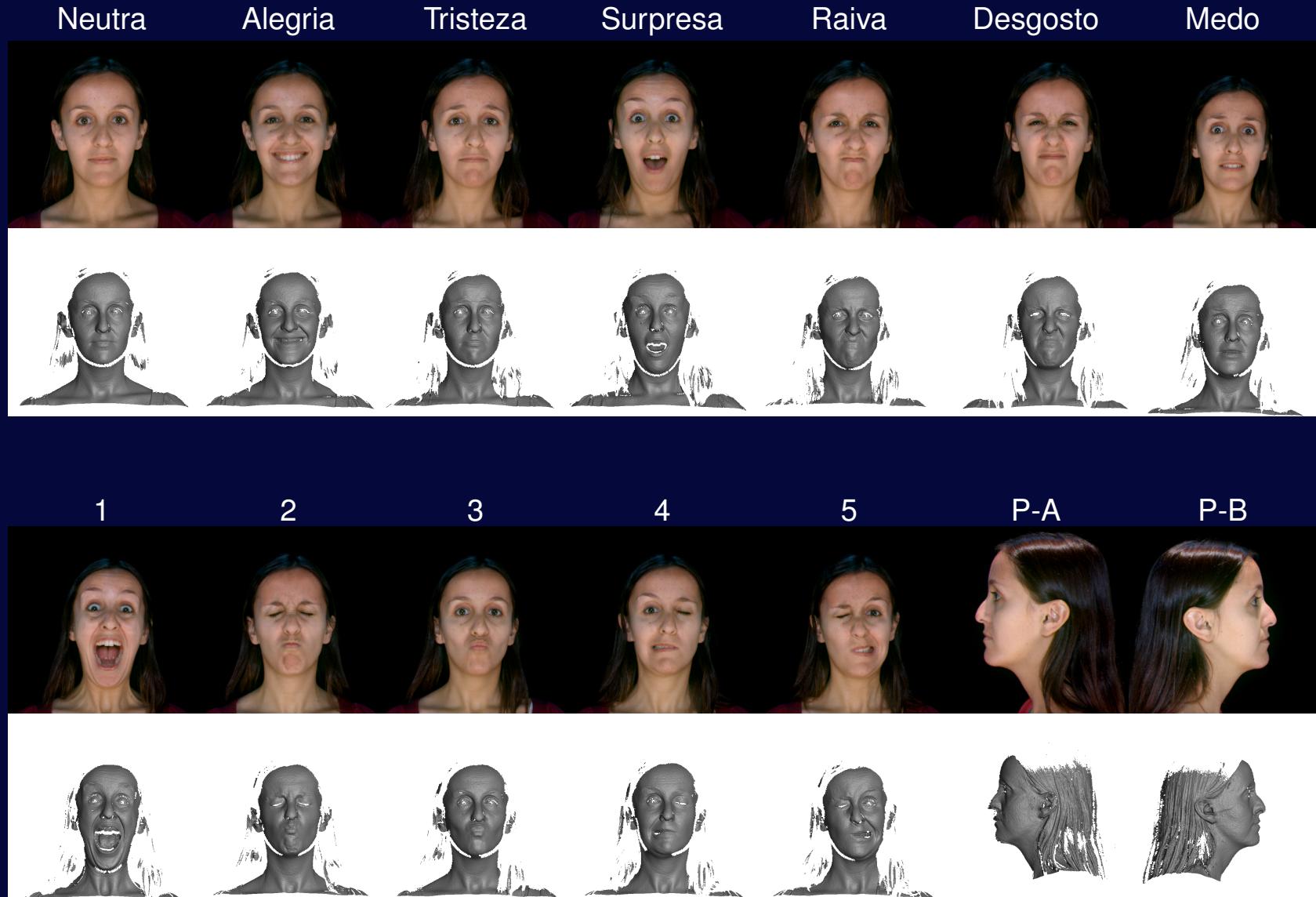
Conjunto de dados: Protocolo de aquisição



- Pessoa sempre com olhos abertos.
- Sem óculos, bonés nem outros objetos que alterem o aspecto facial.
- Sem restrições de vestimenta, penteado ou corte de cabelo.
- Ambiente de iluminação controlada.



Conjunto de dados: Exemplo de aquisição



Conjunto de dados: IMPA-FACE3D (532 amostras)

Foram 38 pessoas: 266 (38x7) amostras com expressões faciais básicas, 190 (38x5) amostras com expressões fortemente diferenciadas às anteriores, e 76 (38x2) de perfil.

Conjunto composto por aquisições de 16 mulheres (42%) e 22 homens (58%).



Modelo matemático: A idéia

- O método proposto está baseado no aprendizado de **modelos de faces 3D** usando textura e geometria de um conjunto de dados com expressões faciais diferentes.
- Uma imagem de face 2D é reconstruída projetando-a sobre um espaço de **textura 2D**, decomposta em pesos de amostras do conjunto de treinamento.
- Os **coeficientes obtidos** são usados para reconstruir um modelo 3D de amostras de **geometria 3D** usadas no treinamento.



Textura e geometria registrados

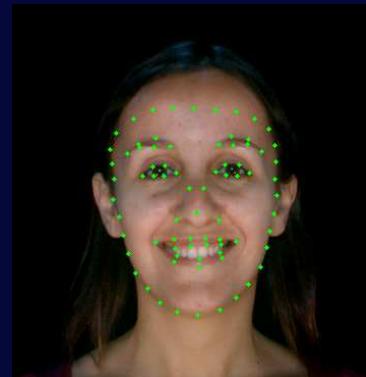


Modelo matemático: A idéia

Textura



Marcos



$$= L_i^t$$

Geometria



Marcos



$$= L_i^g$$

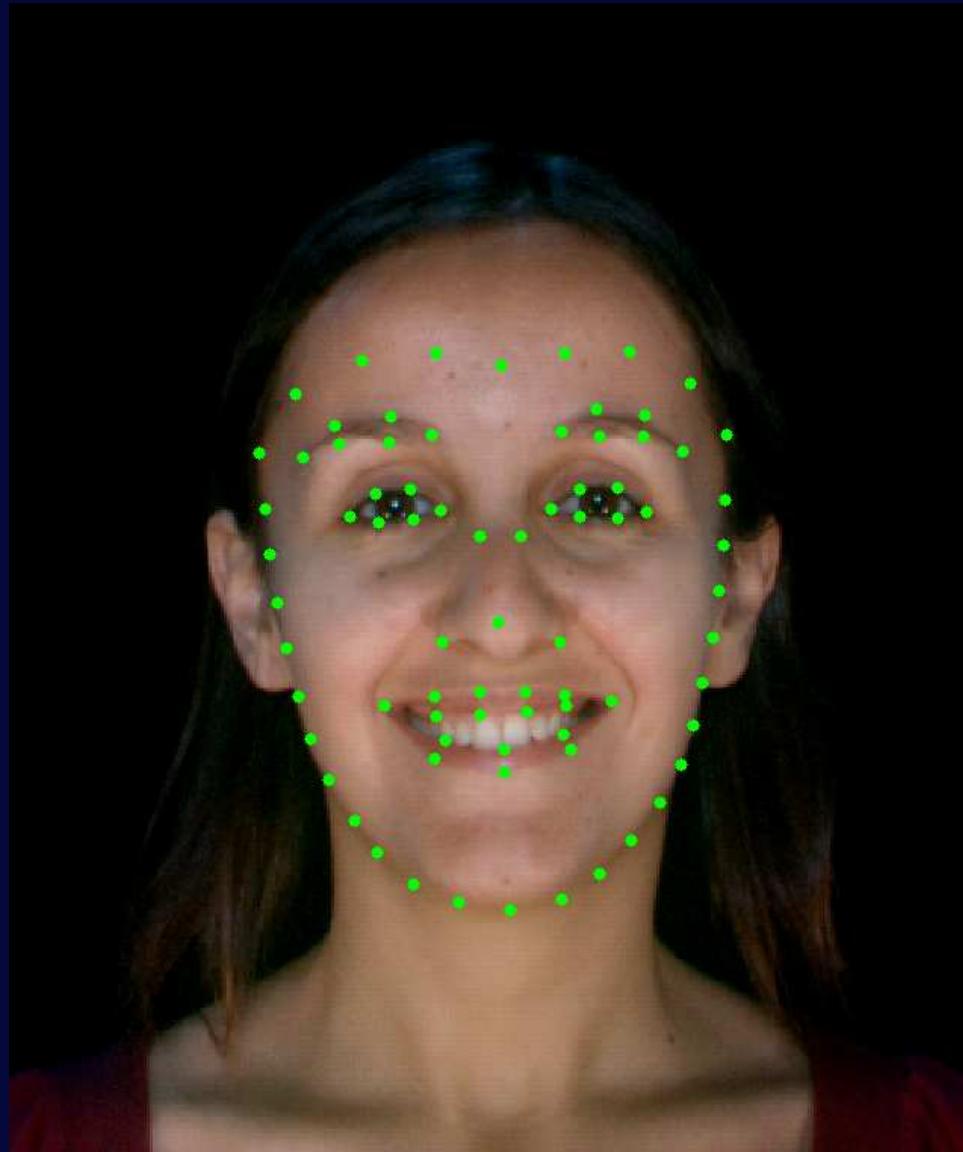
Formação do conjunto de treinamento: 77 marcos e 120 triângulos



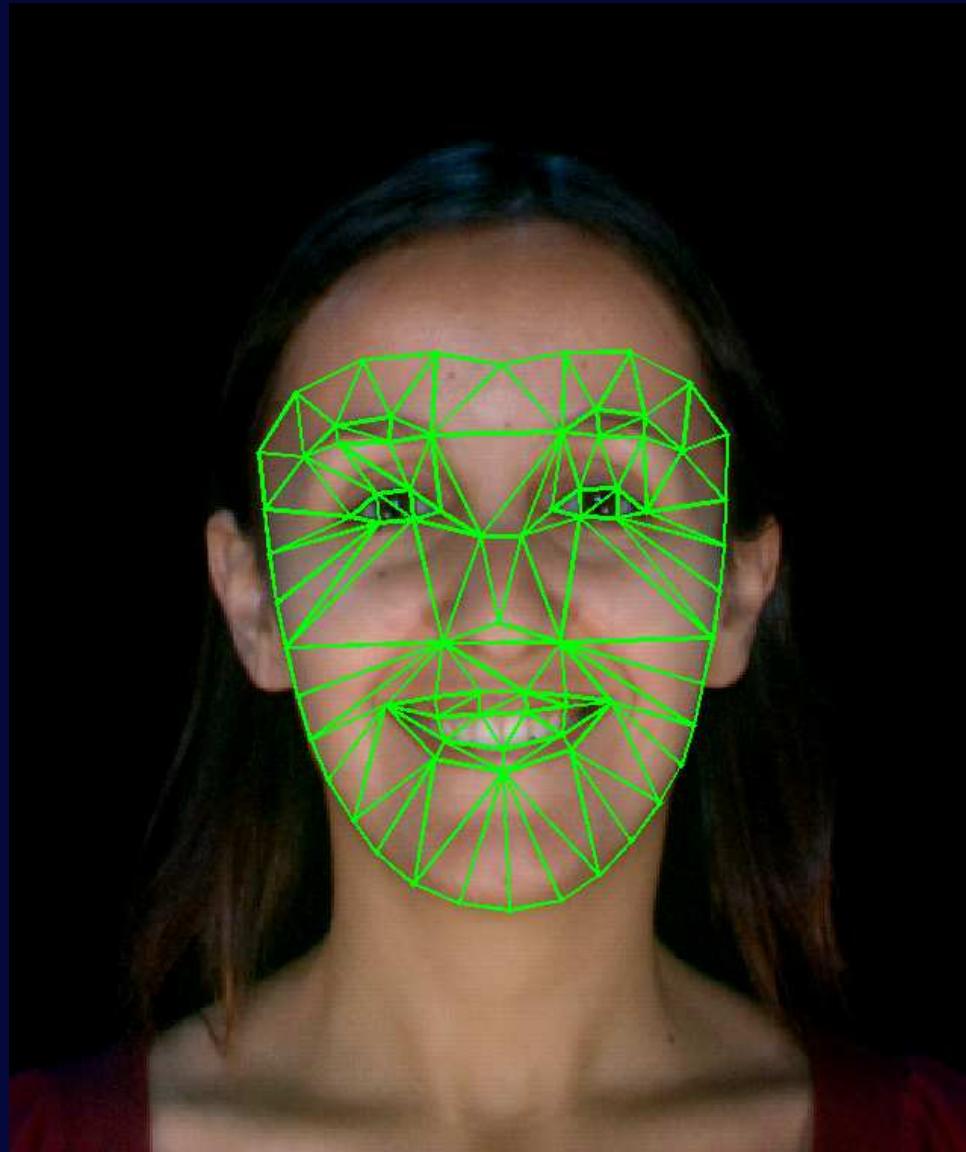
Modelo matemático: Marcos e triangulação



Modelo matemático: Marcos e triangulação



Modelo matemático: Marcos e triangulação

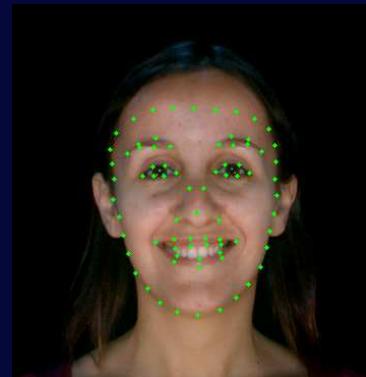


Modelo matemático: A idéia

Textura



Marcos



$$= L_i^t$$

Geometria



Marcos



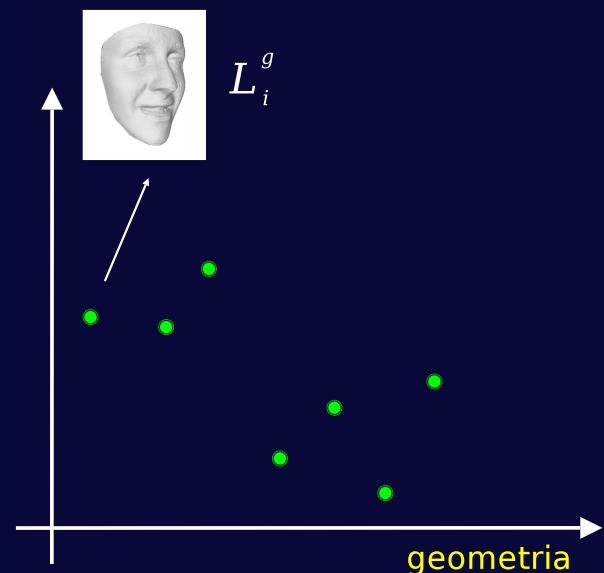
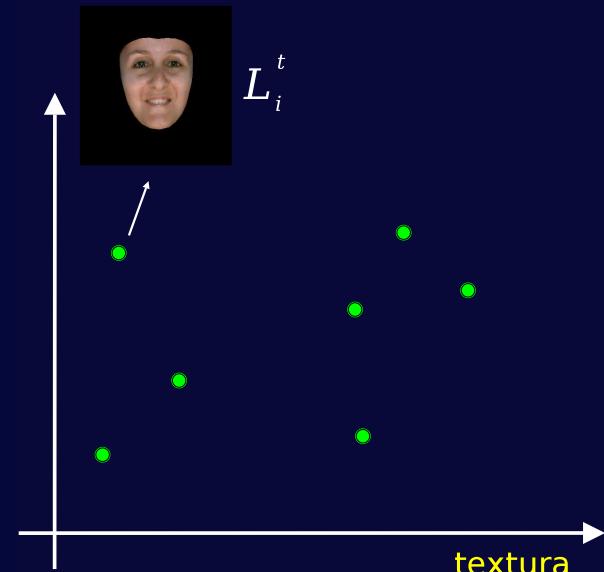
$$= L_i^g$$

Formação do conjunto de treinamento: 77 marcos e 120 triângulos



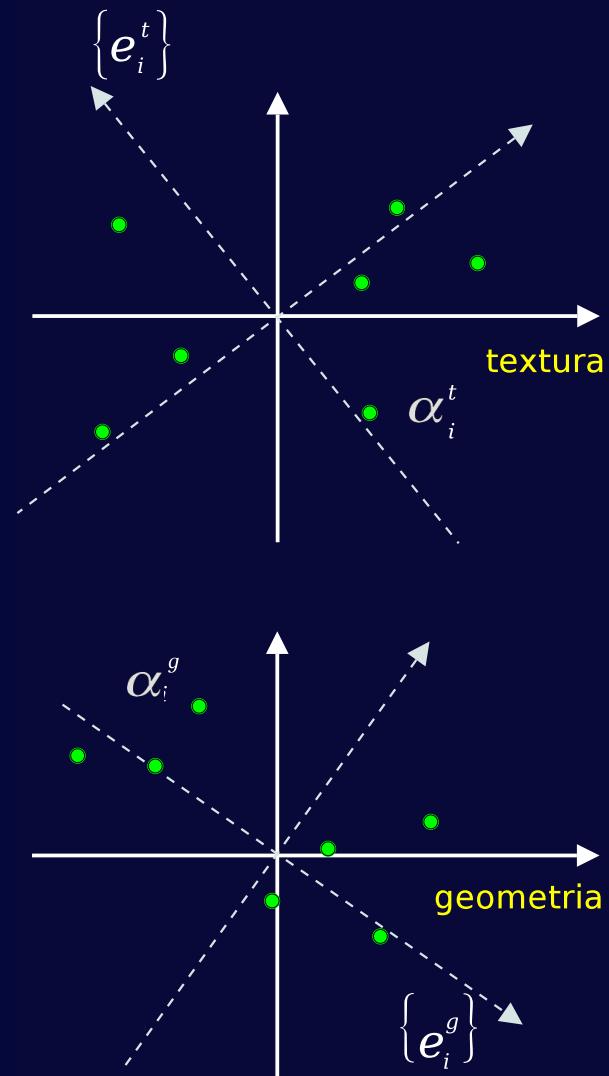
Modelo matemático: A idéia

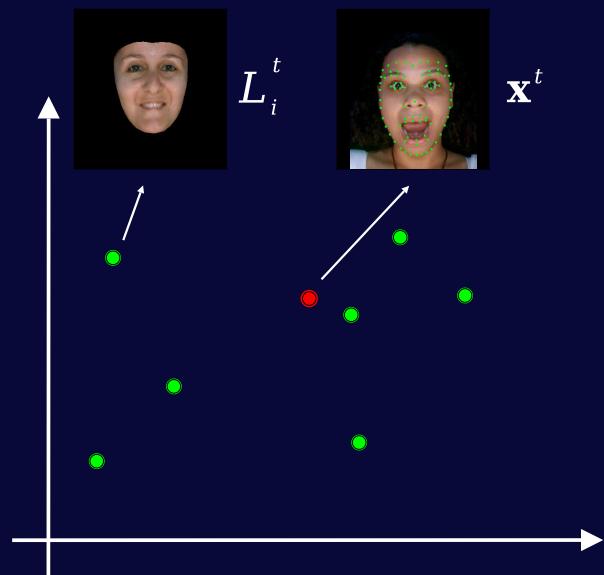
- A etapa de treinamento consiste na definição de bons **espaços de representação** de textura e geometria baseados em amostras de expressões faciais.
- Matrizes de marcos de textura e geometria são obtidas para expressões faciais de N pessoas, sendo denotados como $\{L_1^t, L_2^t, \dots, L_N^t\}$ e $\{L_1^g, L_2^g, \dots, L_N^g\}$, respectivamente.

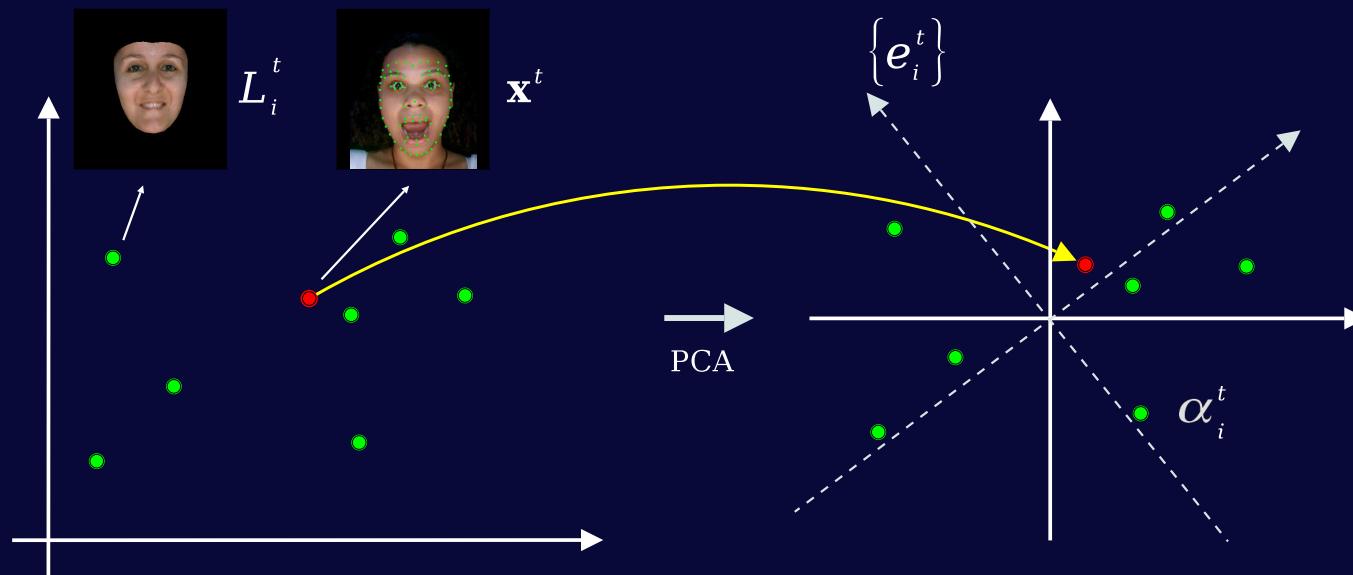


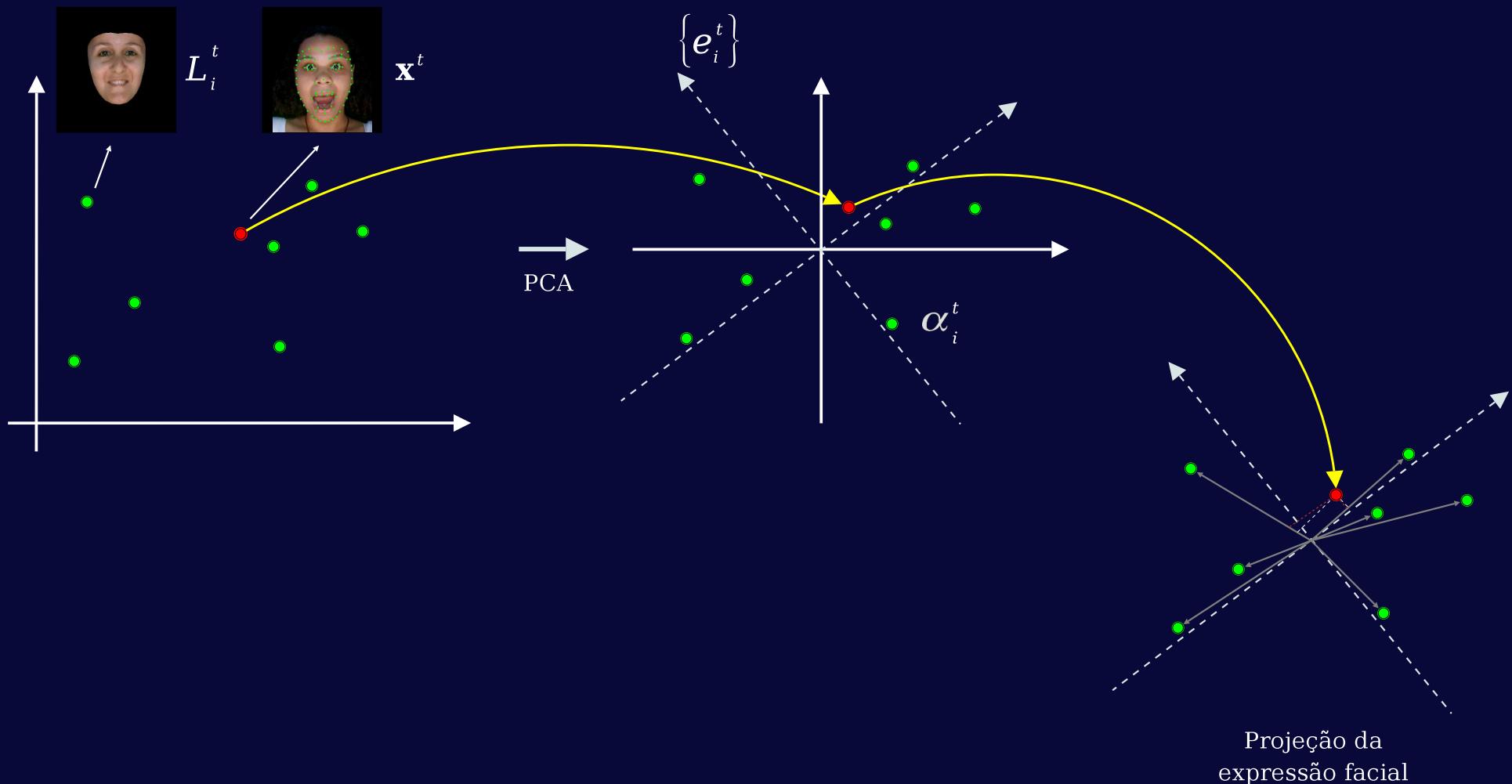
Modelo matemático: A idéia

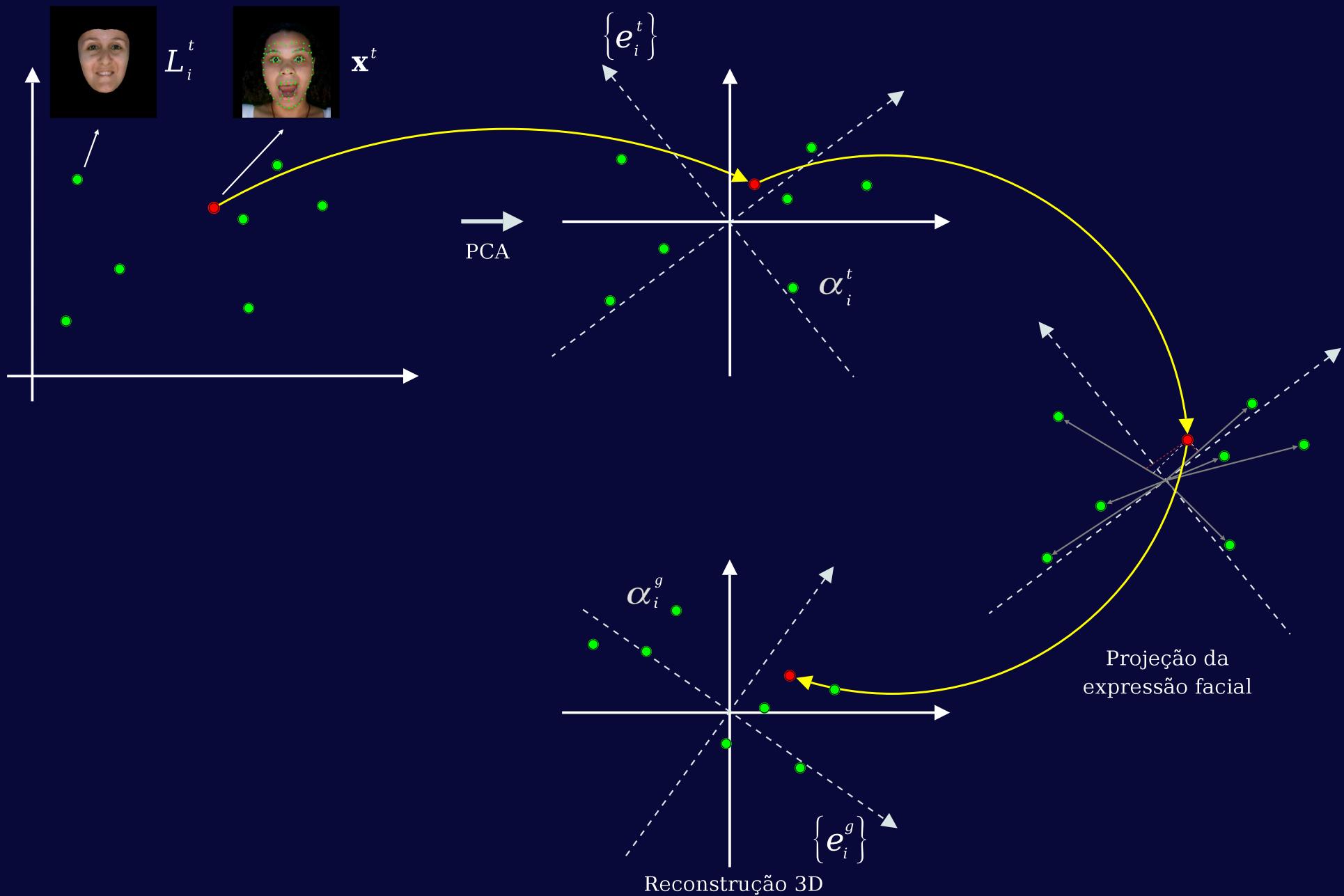
- Para ter uma representação eficiente, tanto o espaço de textura quanto de geometria são transformados mediante PCA.
- Cada amostra de treinamento representa um vetor expresso neste espaço.

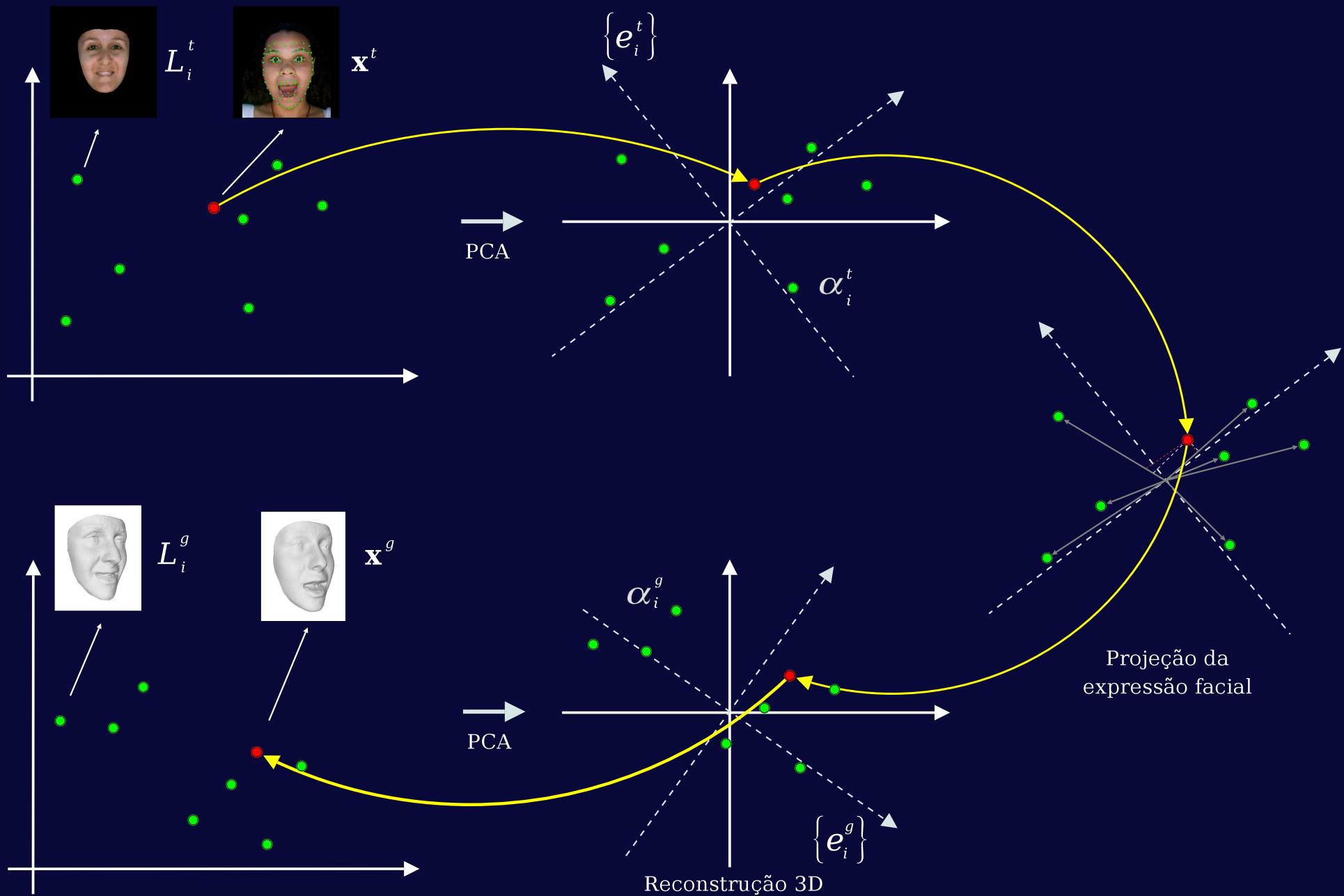


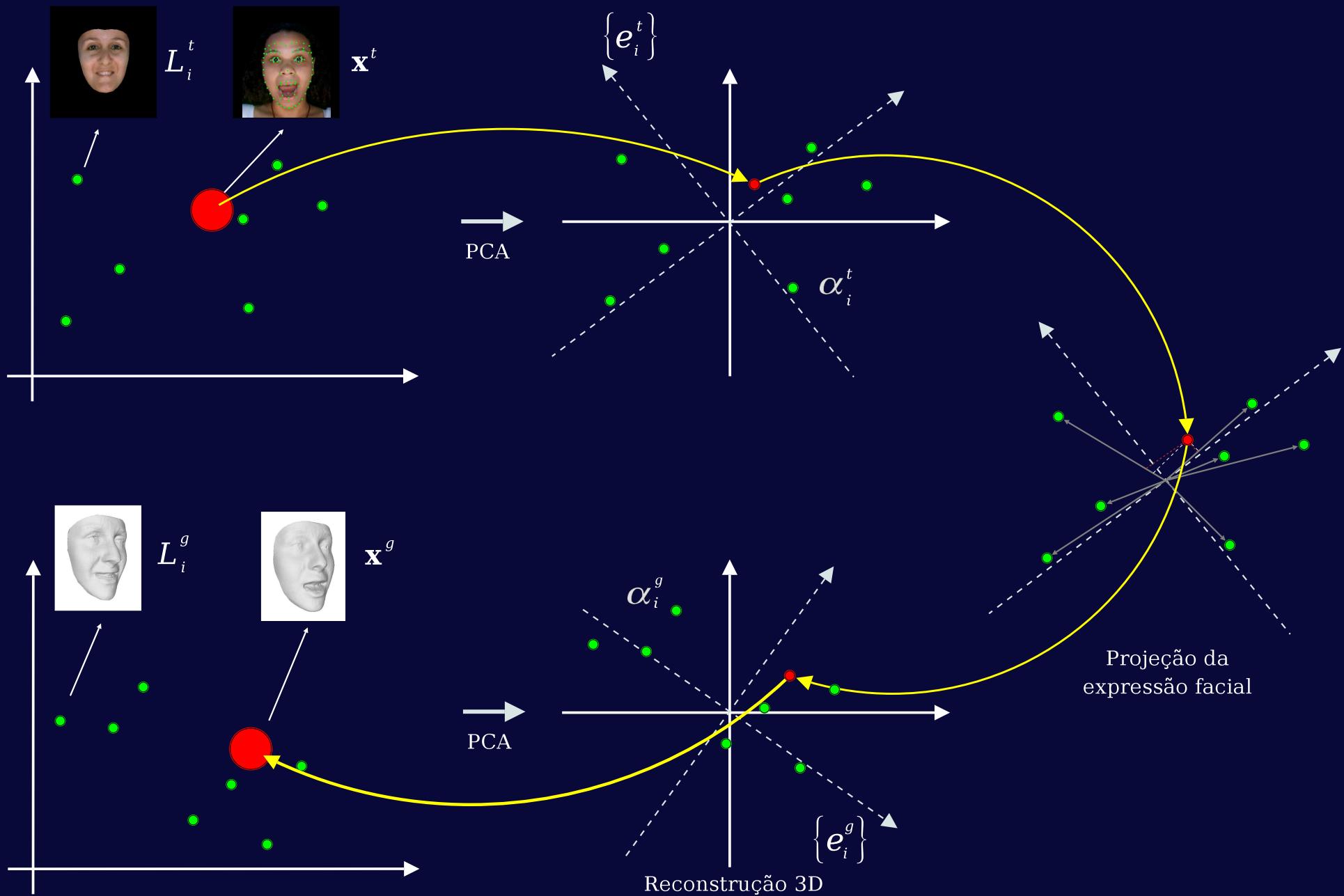












Método de reconstrução facial 3D

O método proposto está composto de 2 etapas:

- Treinamento.
- Reconstrução.



Treinamento

- Os marcos característicos faciais de entrada são normalizados mediante um Análise Procrustes, resultando assim em um banco de dados com marcos faciais alinhados \bar{I} em um sistema de coordenadas comum.
- Os dados de textura e geometria são mapeados a forma de face média criada mediante a Análise Procrustes.
- Dois procedimentos PCA foram realizados separadamente tanto para os dados de geometria L_i^g quanto para os de textura L_i^t .
 - Um modelo de textura média (t_0), uma base ortonormal ($E^t = \{e_i^t\}$) para o espaço de textura facial e os coeficientes ($\{\alpha_i^t\}$) para cada imagem de textura no conjunto de dados de treinamento expressos em relação a $\{e_i^t\}$.
 - Um modelo de geometria média (g_0), uma base ortonormal ($E^g = \{e_i^g\}$) para o espaço de geometria e os coeficientes ($\{\alpha_i^g\}$) para cada dado de geometria 3D no conjunto de treinamento expressos em relação a $\{e_i^g\}$.



Procrustes: Alinhamento de formas

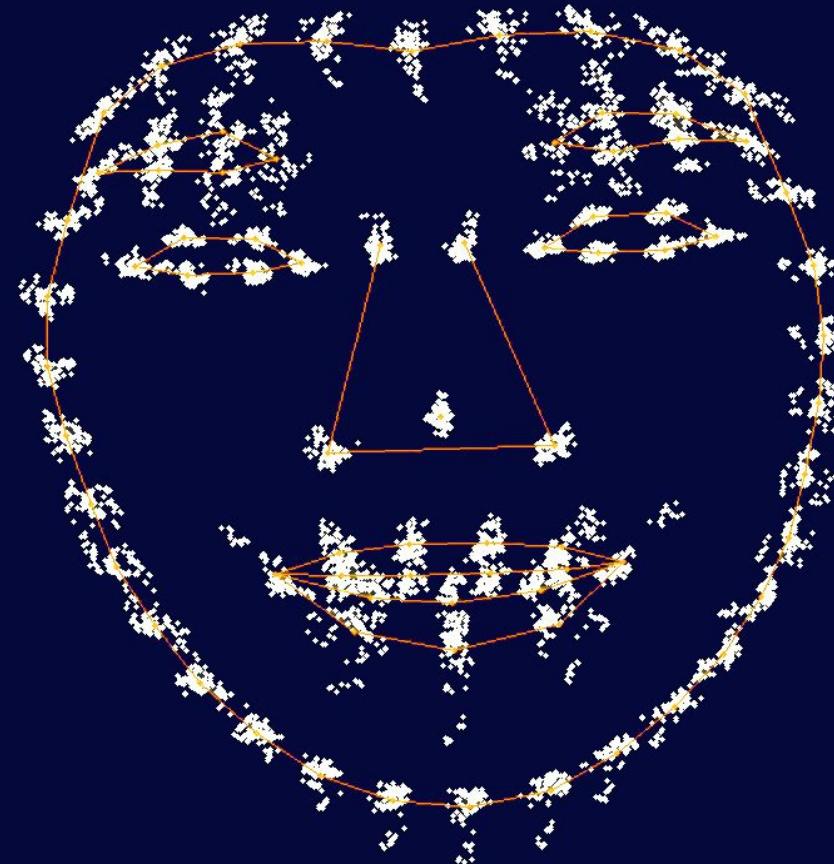
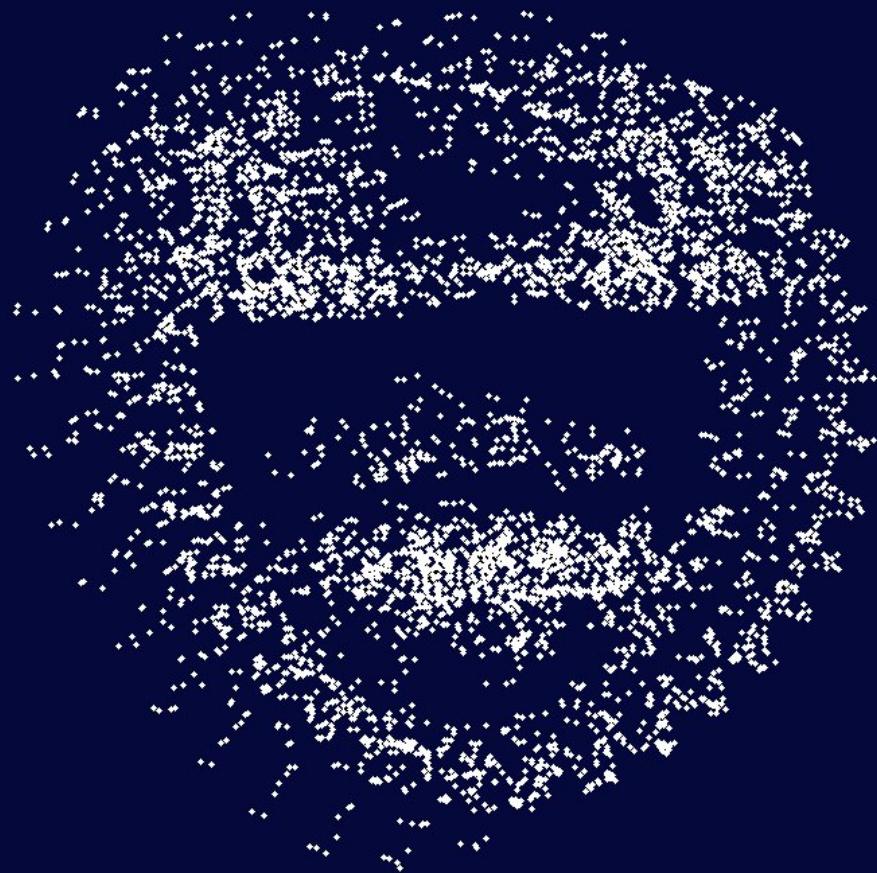
- Em imagens 2D podemos representar k marcos faciais $\{(x_{ij}, y_{ij})\}$ como um vetor l de $2k$ elementos, onde

$$l_i = (x_{i1}, \dots, x_{ik}, y_{i1}, \dots, y_{ik})^T$$

- Procrustes alinha cada forma do conjunto de treinamento tal que a soma de distâncias de cada forma à forma média ($D = \sum |l_i - \bar{l}|^2$) seja minimizada.



Procrustes: Alinhamento de formas

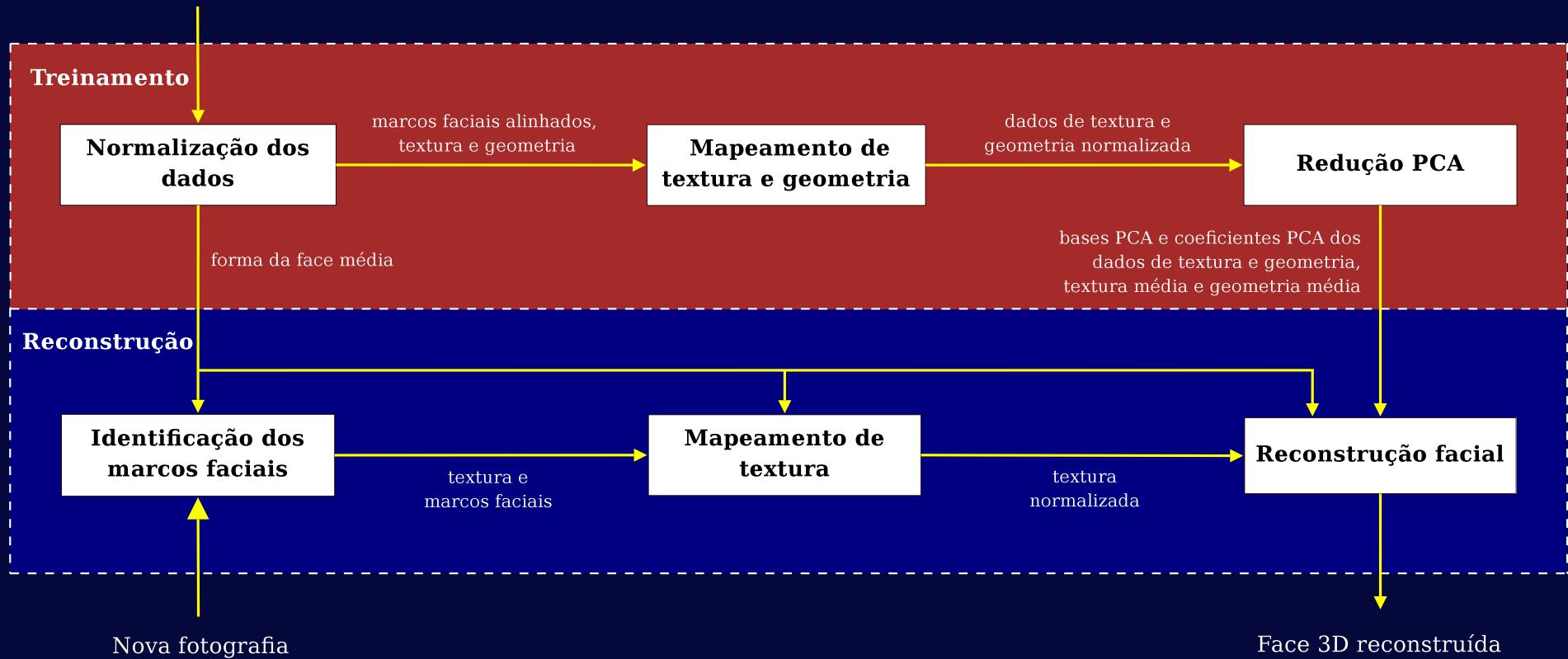


Treinamento

- Os marcos característicos faciais de entrada são normalizados mediante um Análise Procrustes, resultando assim em um banco de dados com marcos faciais alinhados \bar{I} em um sistema de coordenadas comum.
- Os dados de textura e geometria são mapeados a forma de face média criada mediante a Análise Procrustes.
- Dois procedimentos PCA foram realizados separadamente tanto para os dados de geometria L_i^g quanto para os de textura L_i^t .
 - Um modelo de textura média (t_0), uma base ortonormal ($E^t = \{e_i^t\}$) para o espaço de textura facial e os coeficientes ($\{\alpha_i^t\}$) para cada imagem de textura no conjunto de dados de treinamento expressos em relação a $\{e_i^t\}$.
 - Um modelo de geometria média (g_0), uma base ortonormal ($E^g = \{e_i^g\}$) para o espaço de geometria e os coeficientes ($\{\alpha_i^g\}$) para cada dado de geometria 3D no conjunto de treinamento expressos em relação a $\{e_i^g\}$.



**Conjunto de dados de fotografias 2D,
geometria 3D, e marcos faciais**

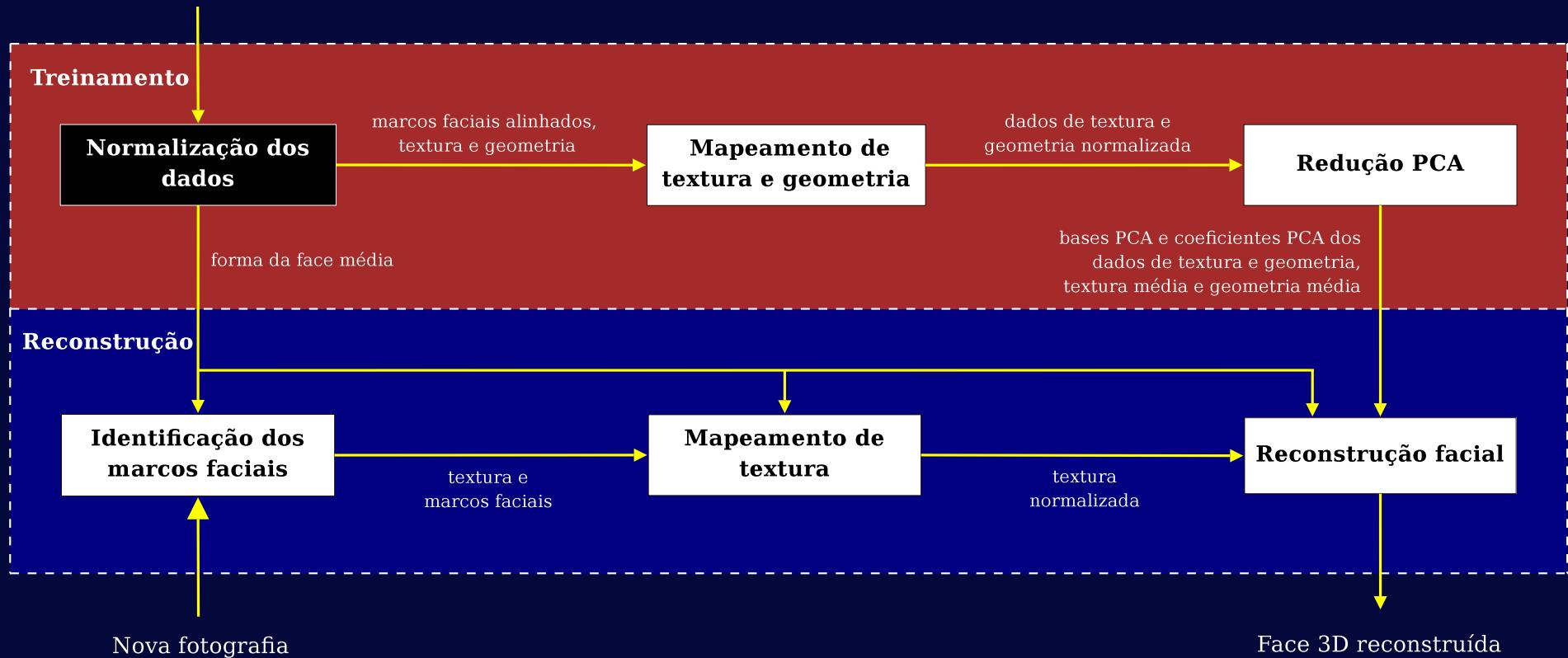


FACE3D-TREINAMENTO ($X^t, X^g, \text{marcos}, \text{triangulação}$)

- 1 $\bar{l} \leftarrow \text{PROCRUSTES-ANALYSIS}(\text{marcos})$
- 2 $L^t \leftarrow \text{WARP}(X^t, \text{marcos}, \bar{l}, \text{triangulação})$
- 3 $L^g \leftarrow \text{WARP}(X^g, \text{marcos}, \bar{l}, \text{triangulação})$
- 4 $\{t_0, g_0\} \leftarrow \text{MEAN}(L^t, L^g)$
- 5 $\{E^t, E^g\} \leftarrow \text{PRINCIPAL-COMPONENT-ANALYSIS}(L^t, L^g)$



Conjunto de dados de fotografias 2D, geometria 3D, e marcos faciais

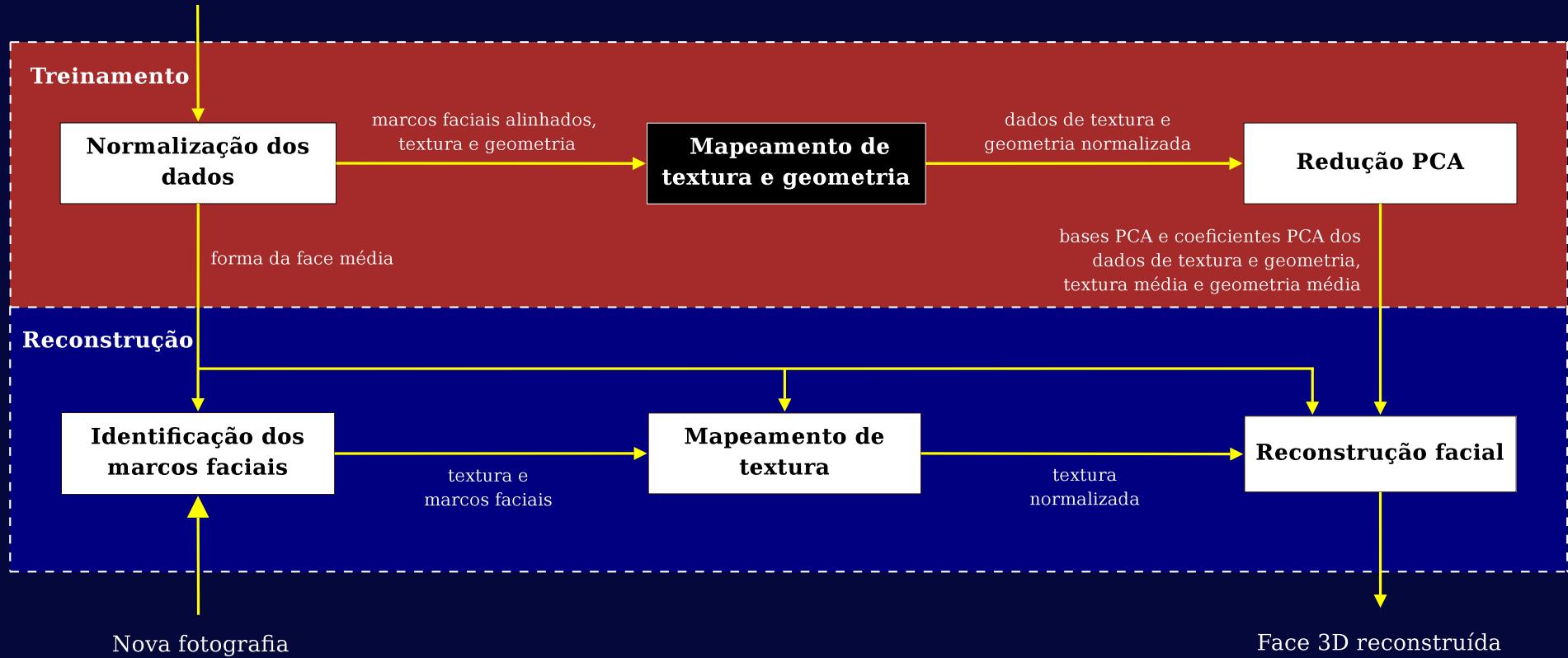


FACE3D-TREINAMENTO ($X^t, X^g, \text{marcos}, \text{triangulação}$)

- 1 $\bar{l} \leftarrow \text{PROCRUSTES-ANALYSIS}(\text{marcos})$
- 2 $L^t \leftarrow \text{WARP}(X^t, \text{marcos}, \bar{l}, \text{triangulação})$
- 3 $L^g \leftarrow \text{WARP}(X^g, \text{marcos}, \bar{l}, \text{triangulação})$
- 4 $\{t_0, g_0\} \leftarrow \text{MEAN}(L^t, L^g)$
- 5 $\{E^t, E^g\} \leftarrow \text{PRINCIPAL-COMPONENT-ANALYSIS}(L^t, L^g)$



Conjunto de dados de fotografias 2D, geometria 3D, e marcos faciais

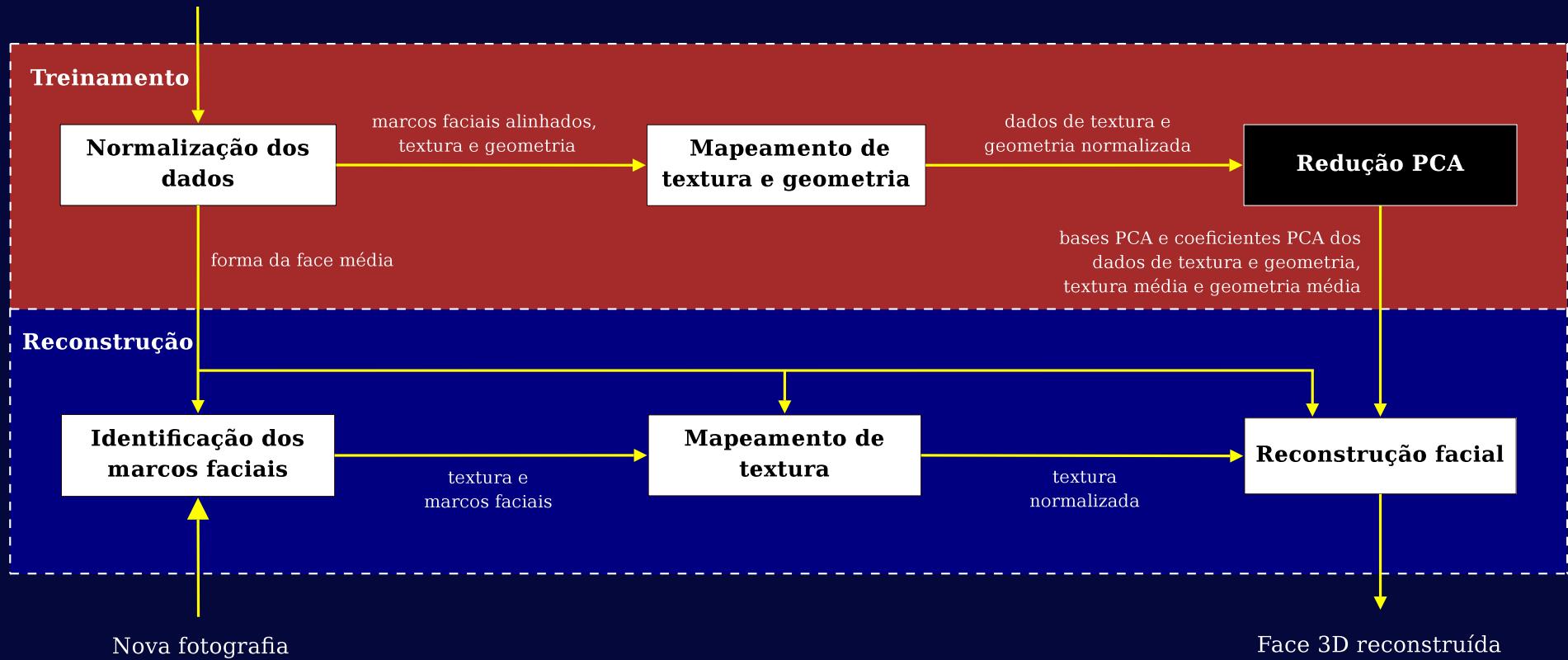


FACE3D-TREINAMENTO ($X^t, X^g, \text{marcos}, \text{triangulação}$)

- 1 $\bar{l} \leftarrow \text{PROCRUSTES-ANALYSIS}(\text{marcos})$
- 2 $L^t \leftarrow \text{WARP}(X^t, \text{marcos}, \bar{l}, \text{triangulação})$
- 3 $L^g \leftarrow \text{WARP}(X^g, \text{marcos}, \bar{l}, \text{triangulação})$
- 4 $\{t_0, g_0\} \leftarrow \text{MEAN}(L^t, L^g)$
- 5 $\{E^t, E^g\} \leftarrow \text{PRINCIPAL-COMPONENT-ANALYSIS}(L^t, L^g)$



Conjunto de dados de fotografias 2D, geometria 3D, e marcos faciais



FACE3D-TREINAMENTO ($X^t, X^g, \text{marcos}, \text{triangulação}$)

- 1 $\bar{l} \leftarrow \text{PROCRUSTES-ANALYSIS}(\text{marcos})$
- 2 $L^t \leftarrow \text{WARP}(X^t, \text{marcos}, \bar{l}, \text{triangulação})$
- 3 $L^g \leftarrow \text{WARP}(X^g, \text{marcos}, \bar{l}, \text{triangulação})$
- 4 $\{t_0, g_0\} \leftarrow \text{MEAN}(L^t, L^g)$
- 5 $\{E^t, E^g\} \leftarrow \text{PRINCIPAL-COMPONENT-ANALYSIS}(L^t, L^g)$



Reconstrução

- A entrada para o sistema é uma fotografia 2D \mathbf{x} à qual uma técnica de ASM é aplicada para automaticamente detectar os marcos faciais.
- Usando os marcos faciais, a textura é mapeada à forma da face média. Este processo permite normalizar a textura de uma imagem de entrada.
- Seja \mathbf{x}^t a textura mapeada, e t_0 a textura média normalizada obtida no treinamento.

Os coeficientes de textura α_x^t , são calculados projetando $(\mathbf{x}^t - t_0)$ sobre a respectiva base ortonormal ($\{e_i^t\}$):

$$\alpha_x^t = E^t \cdot (\mathbf{x}^t - t_0) \quad (1)$$

em que E^t é a matriz de transformação definida pela base ortonormal para o espaço de textura obtido no processo de treinamento.



Reconstrução

- Uma vez que os coeficientes de textura α_x^t são obtidos, os coeficientes de textura de todas as imagens consideradas no treinamento α^t são usadas para calcular os coeficientes s_x :

$$\alpha^t \cdot s_x = \alpha_x^t \quad (2)$$

- Intuitivamente, s_x representa os pesos dos coeficientes obtidos na projeção de α_x^t sobre α^t . s_x representa a decomposição de x^t em termos das diferentes expressões faciais aprendidas pelo sistema.
- Os coeficientes de geometria α_x^g de x^t são calculados considerando α^g :

$$\alpha_x^g = \alpha^g \cdot s_x \quad (3)$$



Reconstrução

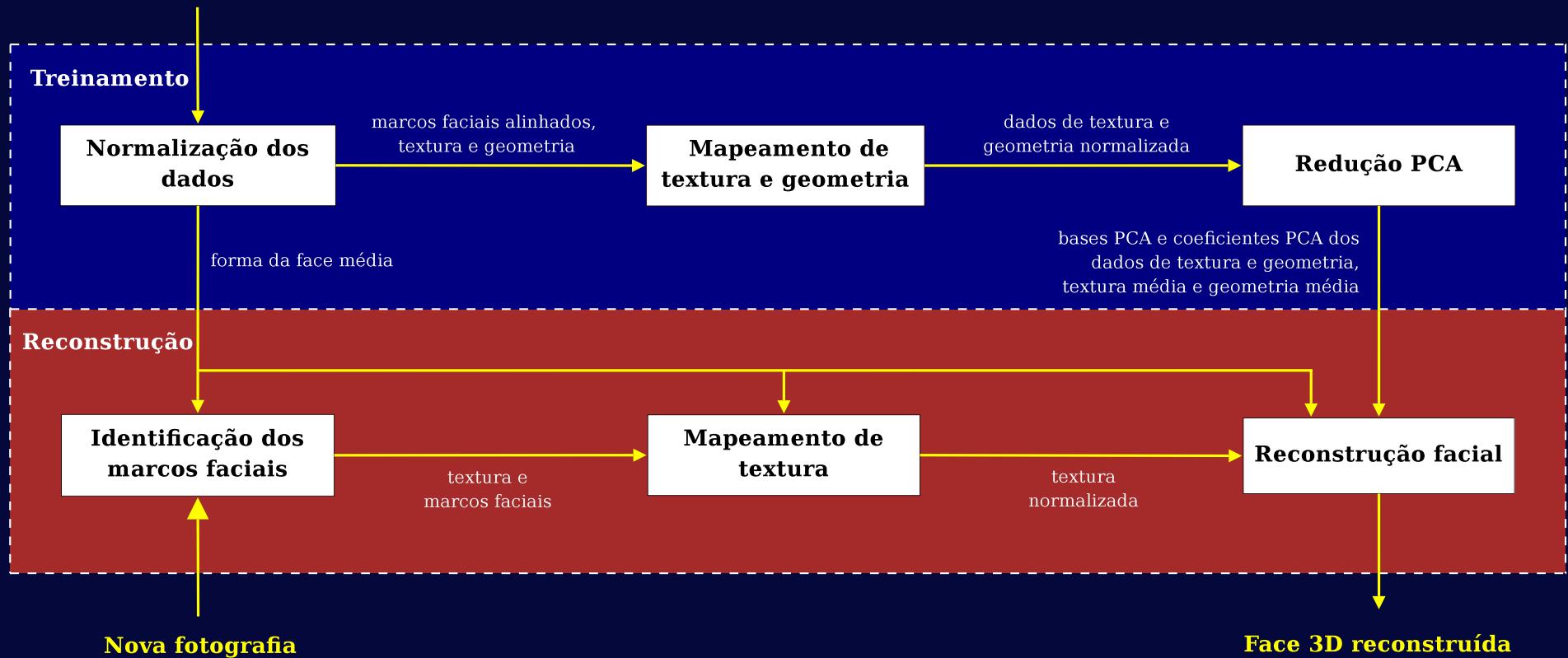
- A geometria normalizada \mathbf{x}^g da imagem de teste \mathbf{x} é reconstruída por:

$$\mathbf{x}^g = (E^g \cdot \alpha_x^g) + g_0 \quad (4)$$

em que E^g é a matriz de transformação definida pela base ortonormal para o espaço de geometria aprendido no treinamento.

- É usado um **filtro Laplaciano**, para reduzir o ruído da geometria facial reconstruída (superfície).
- A textura de entrada normalizada é **mapeada sobre a geometria 3D** resultante (as áreas onde o mapeamento de textura não é atingido são preenchidas mediante interpolação dos pontos 3D adjacentes).

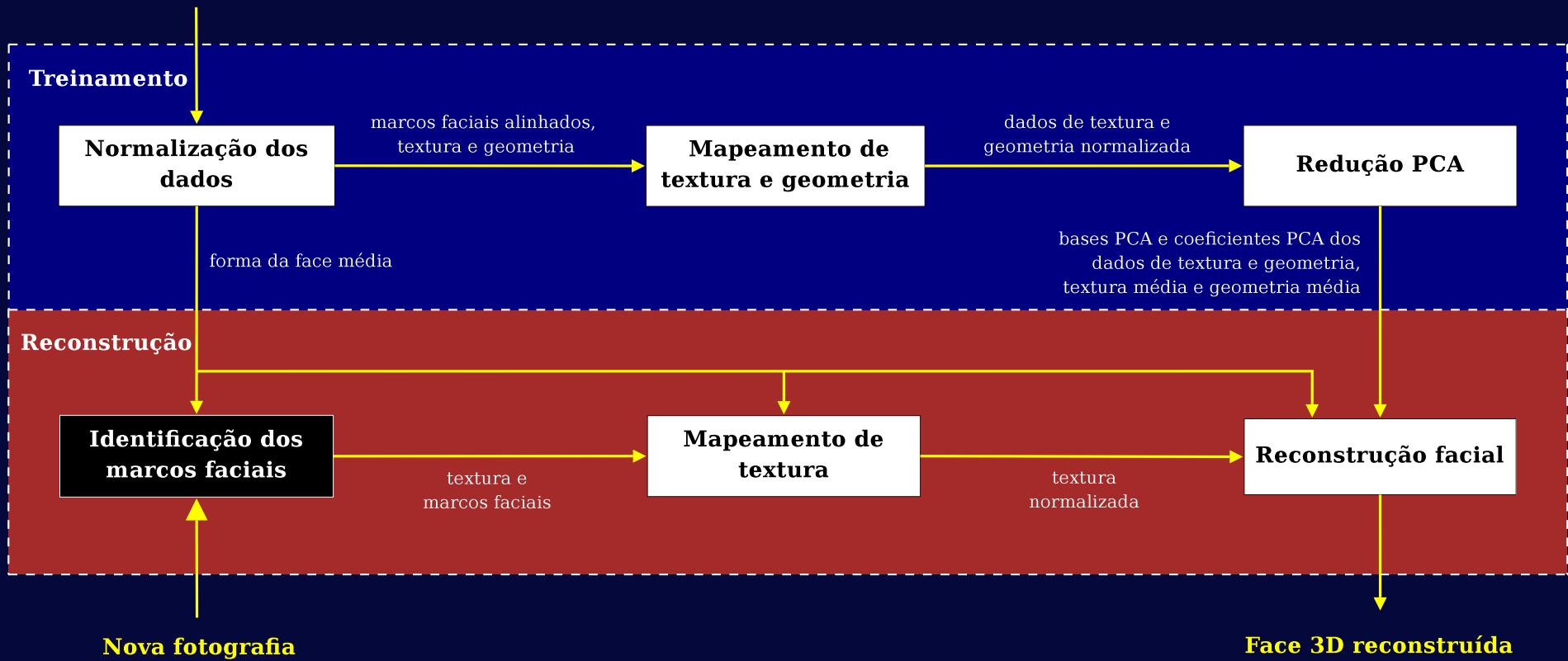




FACE3D-RECONSTRUÇÃO(\mathbf{x})

- 1 $l_x \leftarrow \text{ASM}(\mathbf{x}) \triangleright$ São identificados os marcos da fotografia de entrada \mathbf{x}
- 2 $\mathbf{x}^t \leftarrow \text{WARP}(\mathbf{x}, l_x, \bar{l})$
- 3 $\alpha_x^t \leftarrow E^t \cdot (\mathbf{x}^t - t_0)$
- 4 $s_x \leftarrow \text{PROJECT}(\alpha_x^t, \alpha^t)$
- 5 $\alpha_x^g \leftarrow \alpha^g \cdot s_x$
- 6 $\mathbf{x}^g \leftarrow (E^g \cdot \alpha_x^g) + g_0$
- 7 **return** \mathbf{x}^g

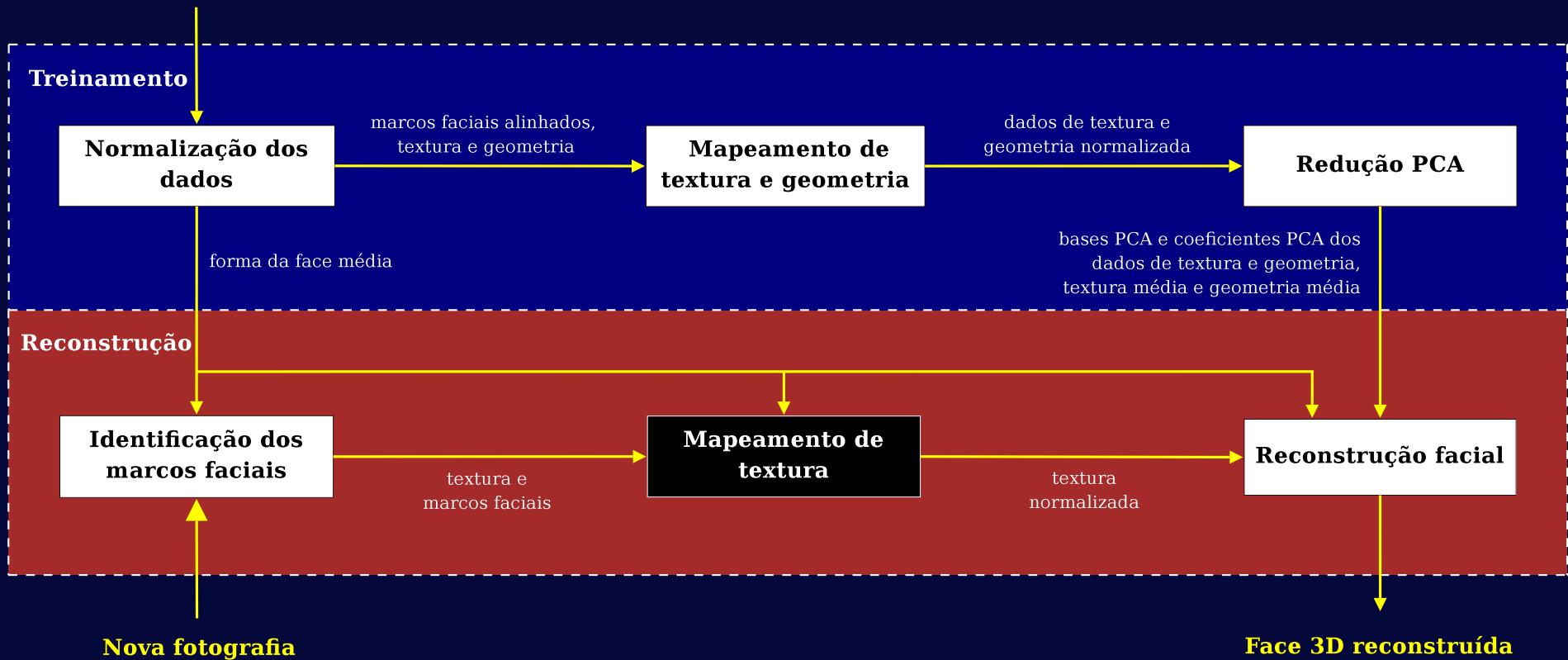




FACE3D-RECONSTRUÇÃO(\mathbf{x})

- 1 $l_x \leftarrow \text{ASM}(\mathbf{x}) \triangleright$ São identificados os marcos da fotografia de entrada \mathbf{x}
- 2 $\mathbf{x}^t \leftarrow \text{WARP}(\mathbf{x}, l_x, \bar{l})$
- 3 $\alpha_x^t \leftarrow E^t \cdot (\mathbf{x}^t - t_0)$
- 4 $s_x \leftarrow \text{PROJECT}(\alpha_x^t, \alpha^t)$
- 5 $\alpha_x^g \leftarrow \alpha^g \cdot s_x$
- 6 $\mathbf{x}^g \leftarrow (E^g \cdot \alpha_x^g) + g_0$
- 7 **return** \mathbf{x}^g

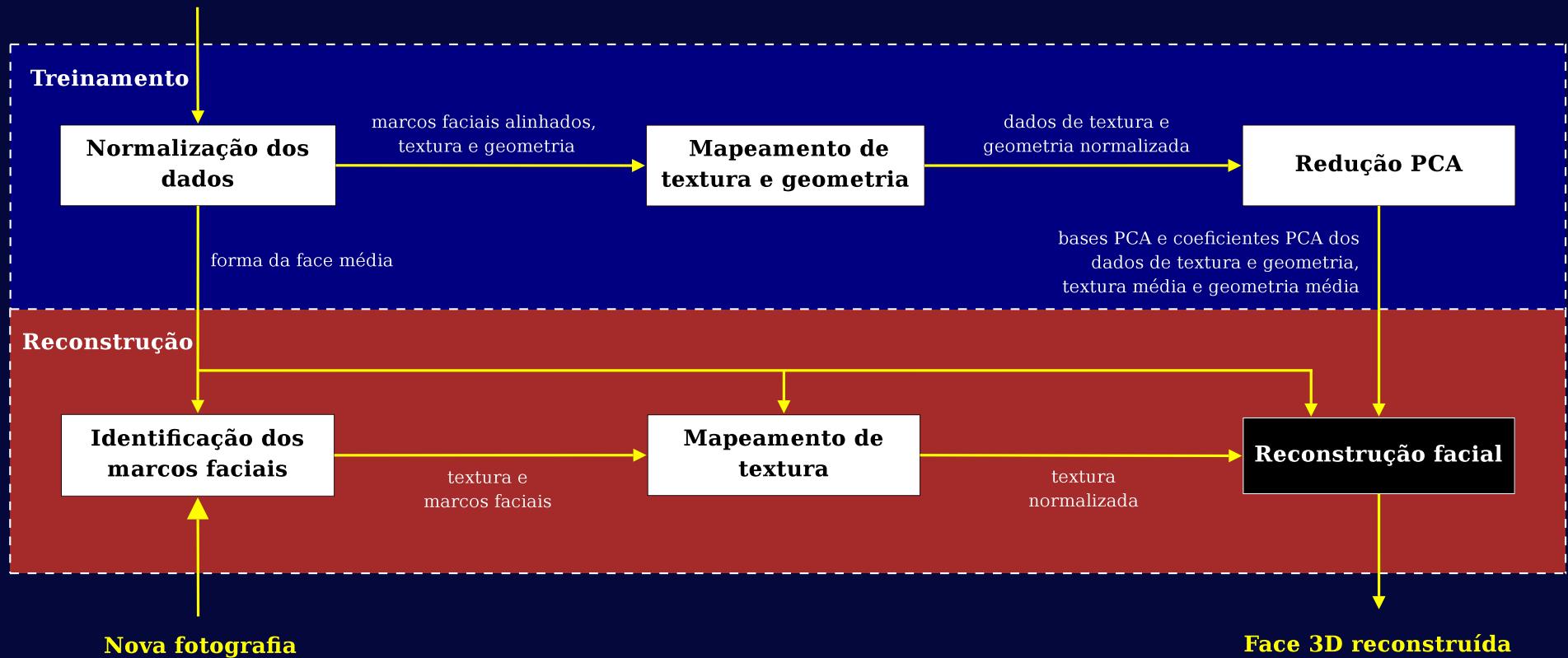




FACE3D-RECONSTRUÇÃO(\mathbf{x})

- 1 $l_x \leftarrow \text{ASM}(\mathbf{x}) \triangleright$ São identificados os marcos da fotografia de entrada \mathbf{x}
- 2 $\mathbf{x}^t \leftarrow \text{WARP}(\mathbf{x}, l_x, \bar{l})$
- 3 $\alpha_x^t \leftarrow E^t \cdot (\mathbf{x}^t - t_0)$
- 4 $s_x \leftarrow \text{PROJECT}(\alpha_x^t, \alpha^t)$
- 5 $\alpha_x^g \leftarrow \alpha^g \cdot s_x$
- 6 $\mathbf{x}^g \leftarrow (E^g \cdot \alpha_x^g) + g_0$
- 7 **return** \mathbf{x}^g





FACE3D-RECONSTRUÇÃO(\mathbf{x})

- 1 $l_x \leftarrow \text{ASM}(\mathbf{x}) \triangleright$ São identificados os marcos da fotografia de entrada \mathbf{x}
- 2 $\mathbf{x}^t \leftarrow \text{WARP}(\mathbf{x}, l_x, \bar{l})$
- 3 $\alpha_x^t \leftarrow E^t \cdot (\mathbf{x}^t - t_0)$
- 4 $s_x \leftarrow \text{PROJECT}(\alpha_x^t, \alpha^t)$
- 5 $\alpha_x^g \leftarrow \alpha^g \cdot s_x$
- 6 $\mathbf{x}^g \leftarrow (E^g \cdot \alpha_x^g) + g_0$
- 7 **return** \mathbf{x}^g



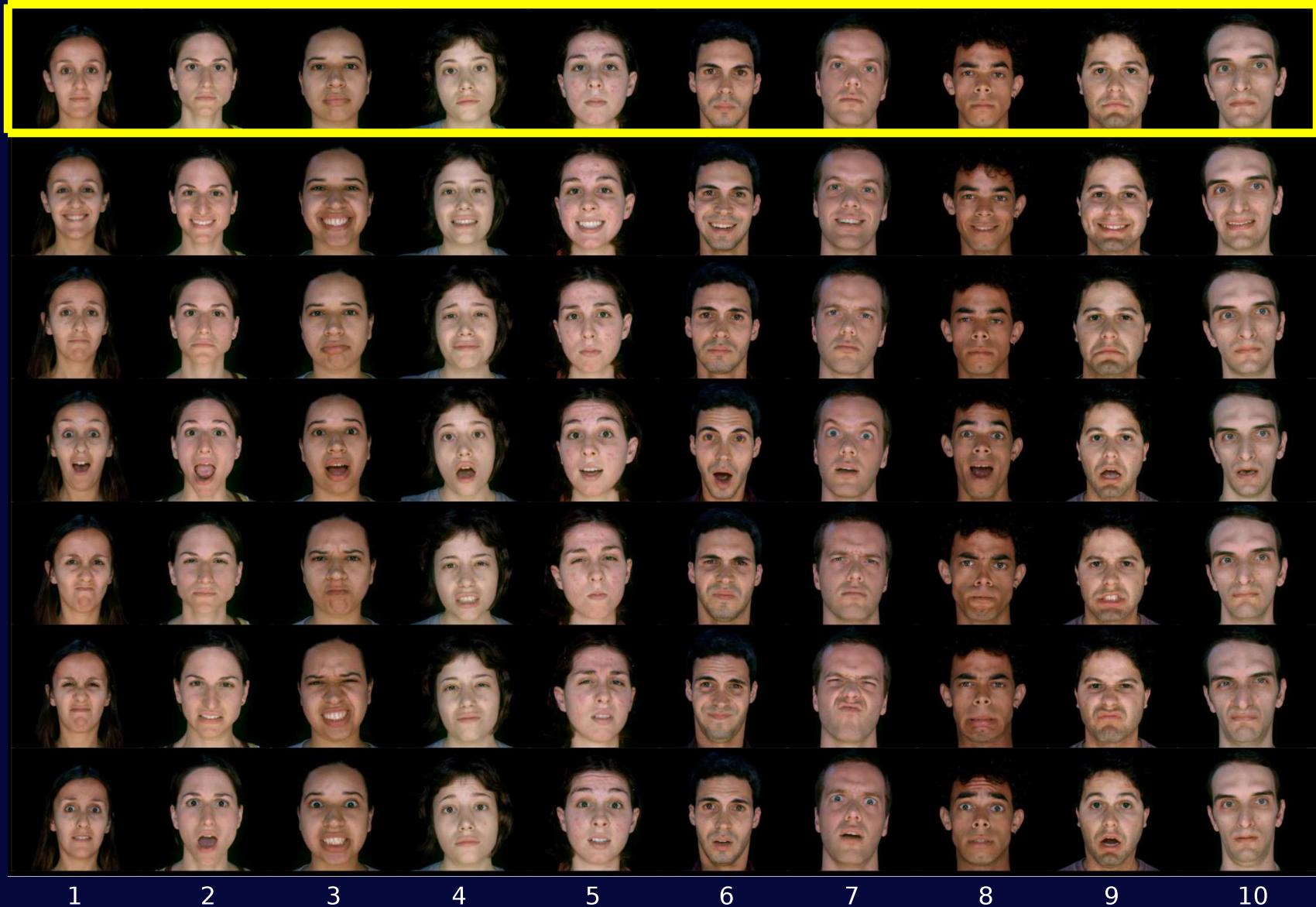
Conjunto de treinamento: 70 amostras



1 2 3 4 5 6 7 8 9 10



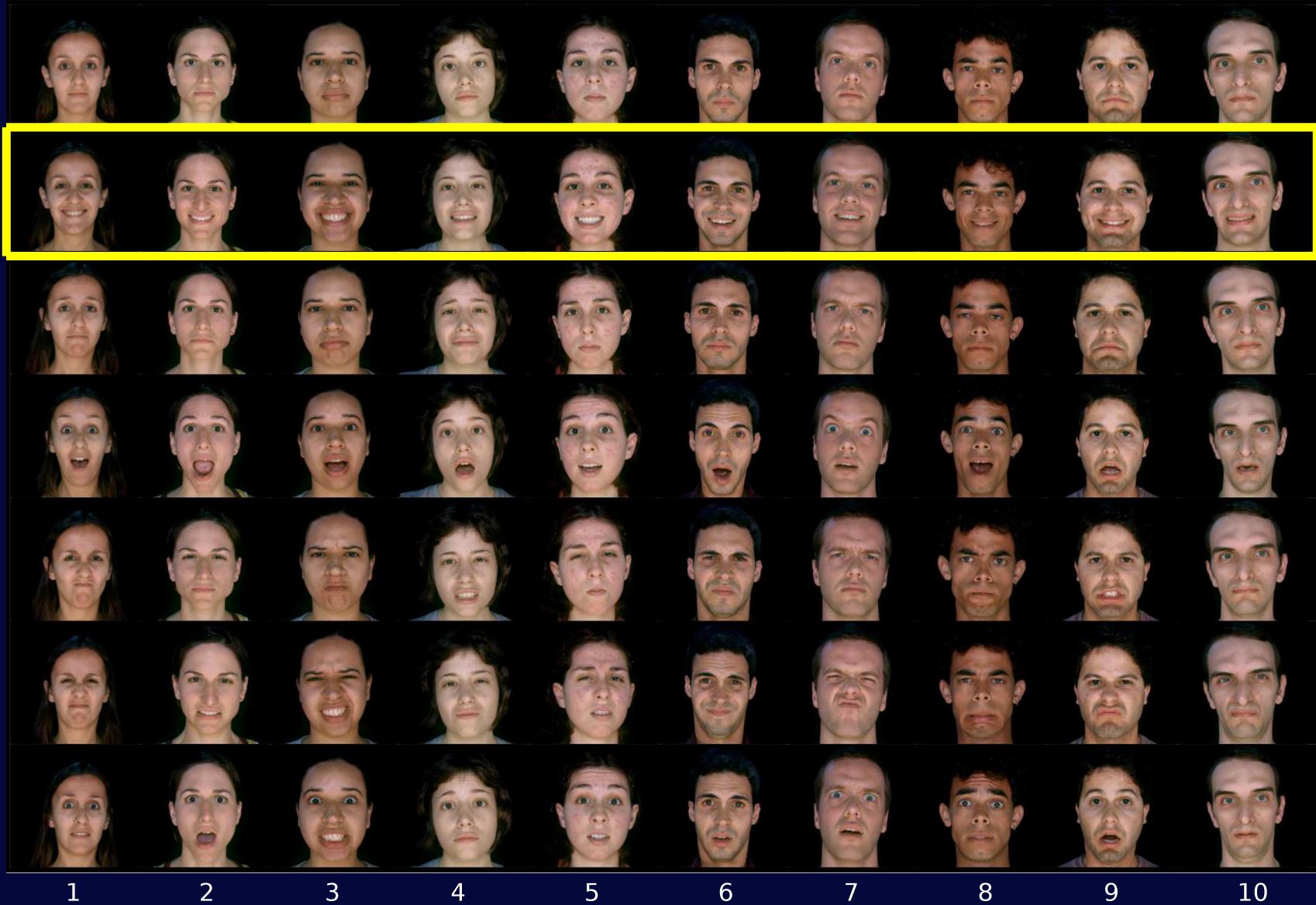
Conjunto de treinamento: 70 amostras



1 2 3 4 5 6 7 8 9 10



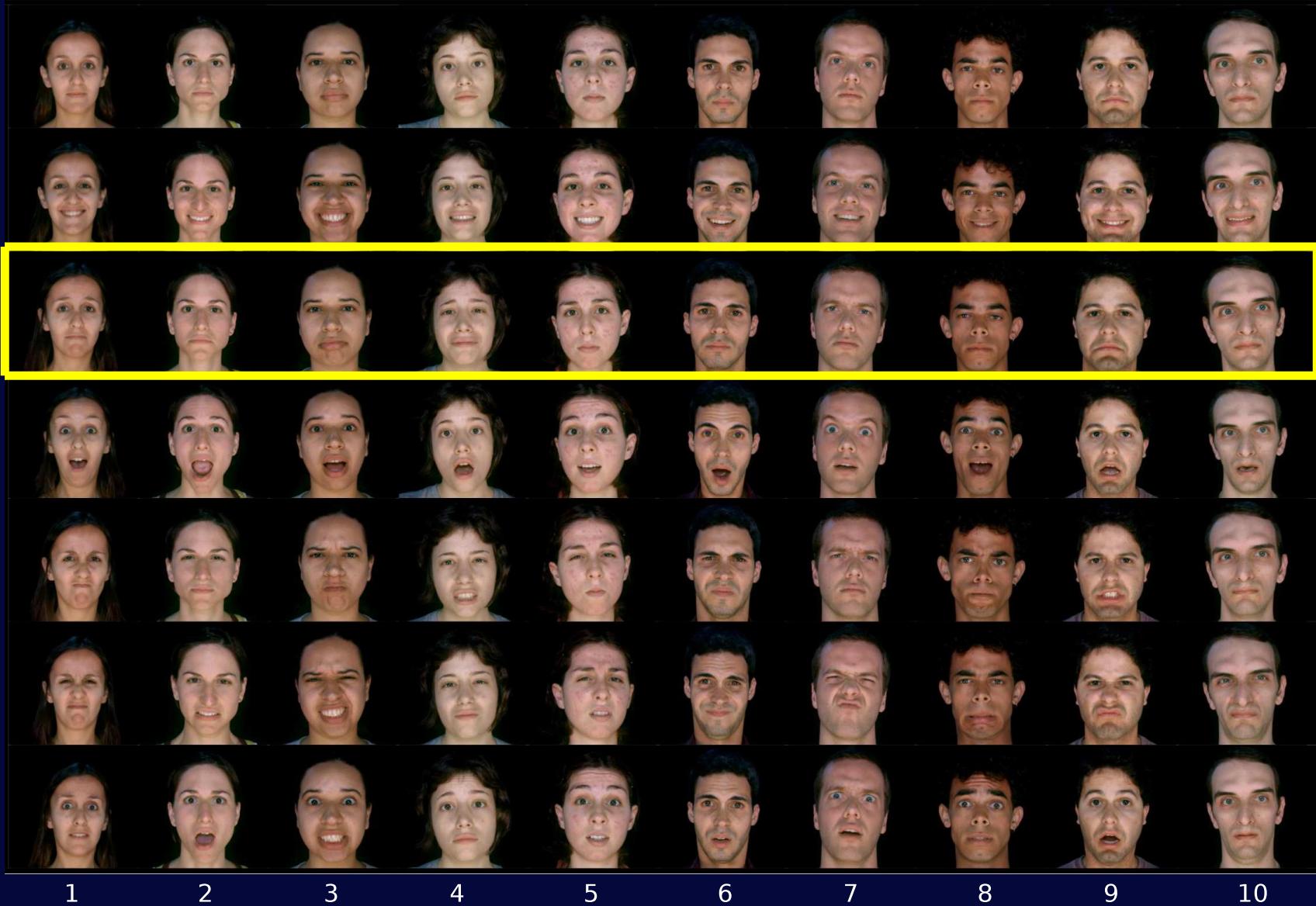
Conjunto de treinamento: 70 amostras



1 2 3 4 5 6 7 8 9 10



Conjunto de treinamento: 70 amostras



1 2 3 4 5 6 7 8 9 10



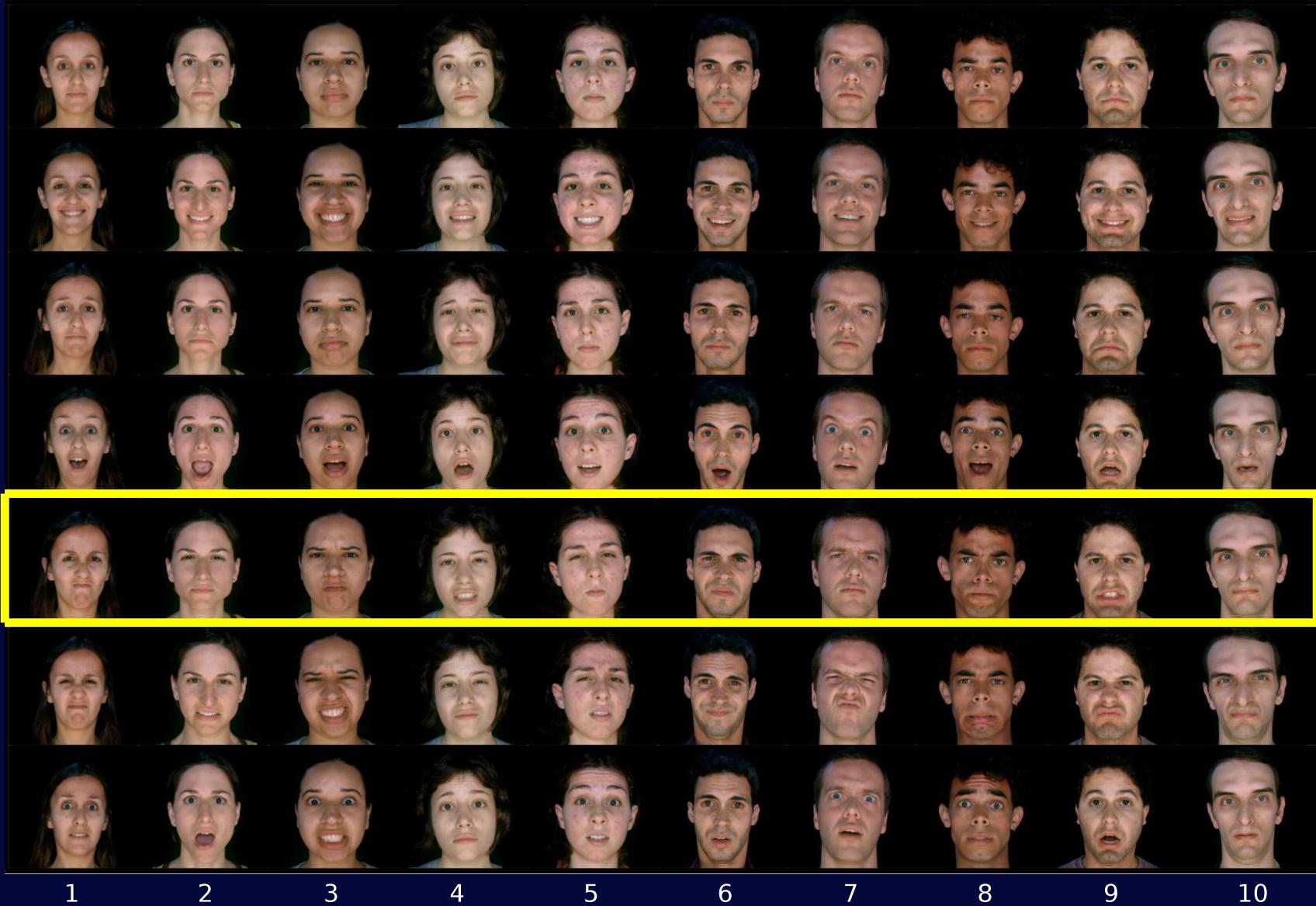
Conjunto de treinamento: 70 amostras



1 2 3 4 5 6 7 8 9 10



Conjunto de treinamento: 70 amostras



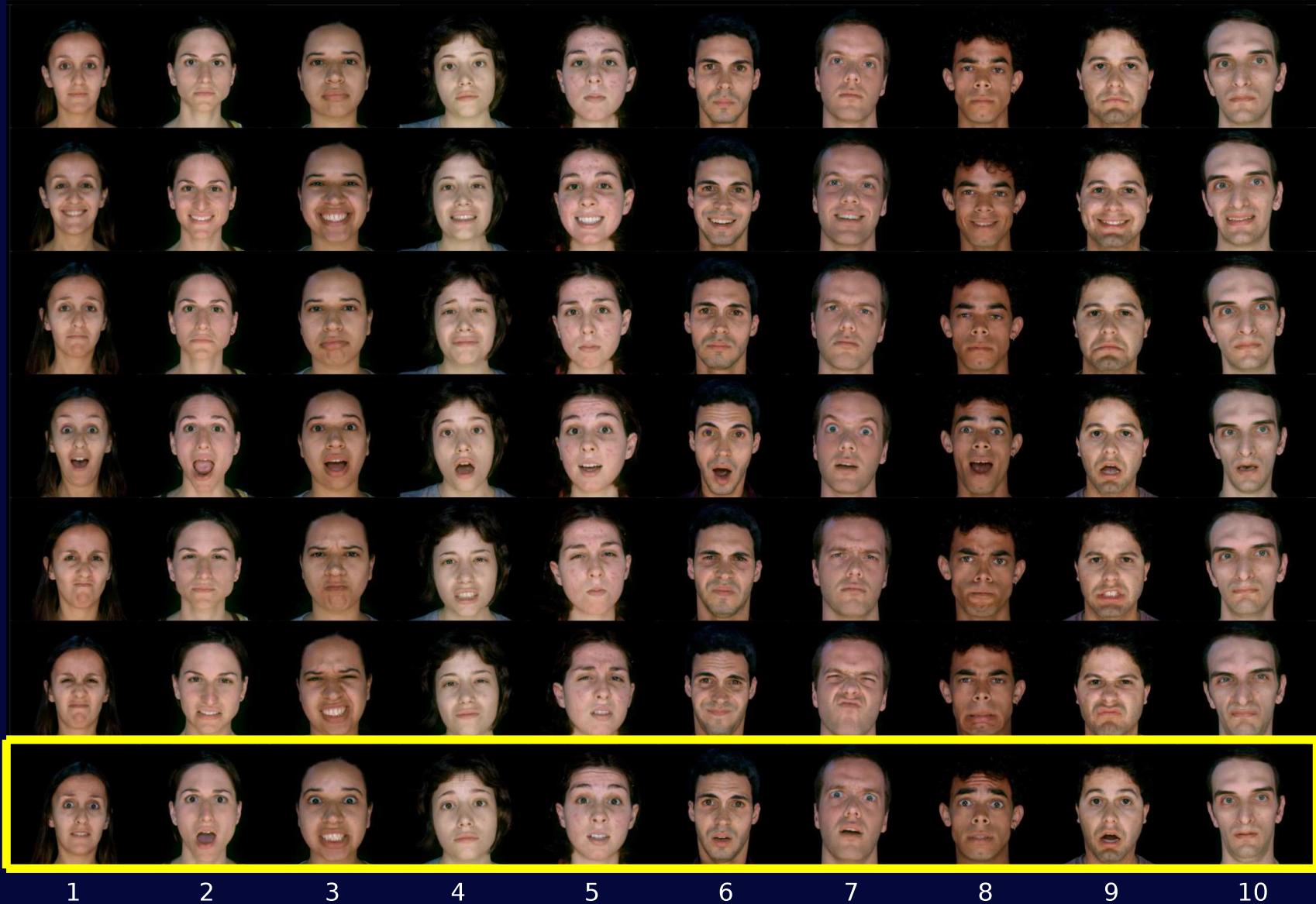
1 2 3 4 5 6 7 8 9 10



Conjunto de treinamento: 70 amostras



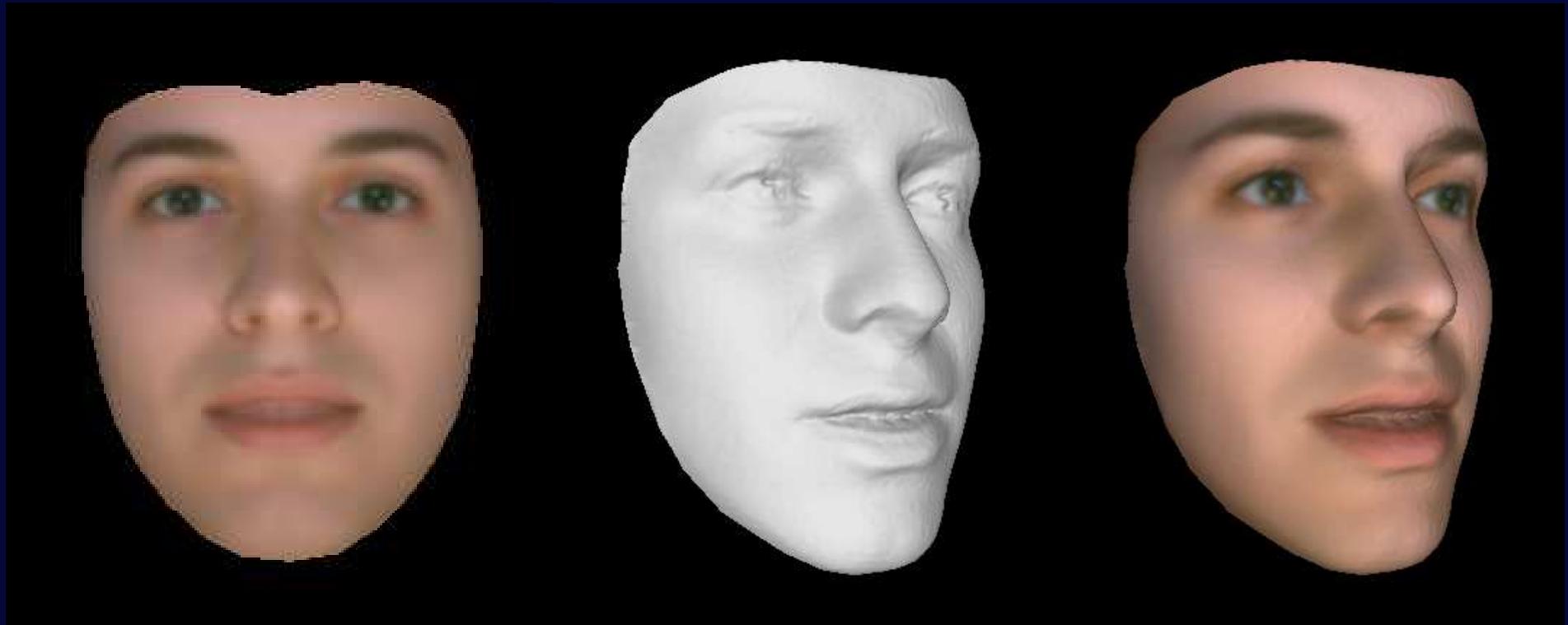
Conjunto de treinamento: 70 amostras



1 2 3 4 5 6 7 8 9 10



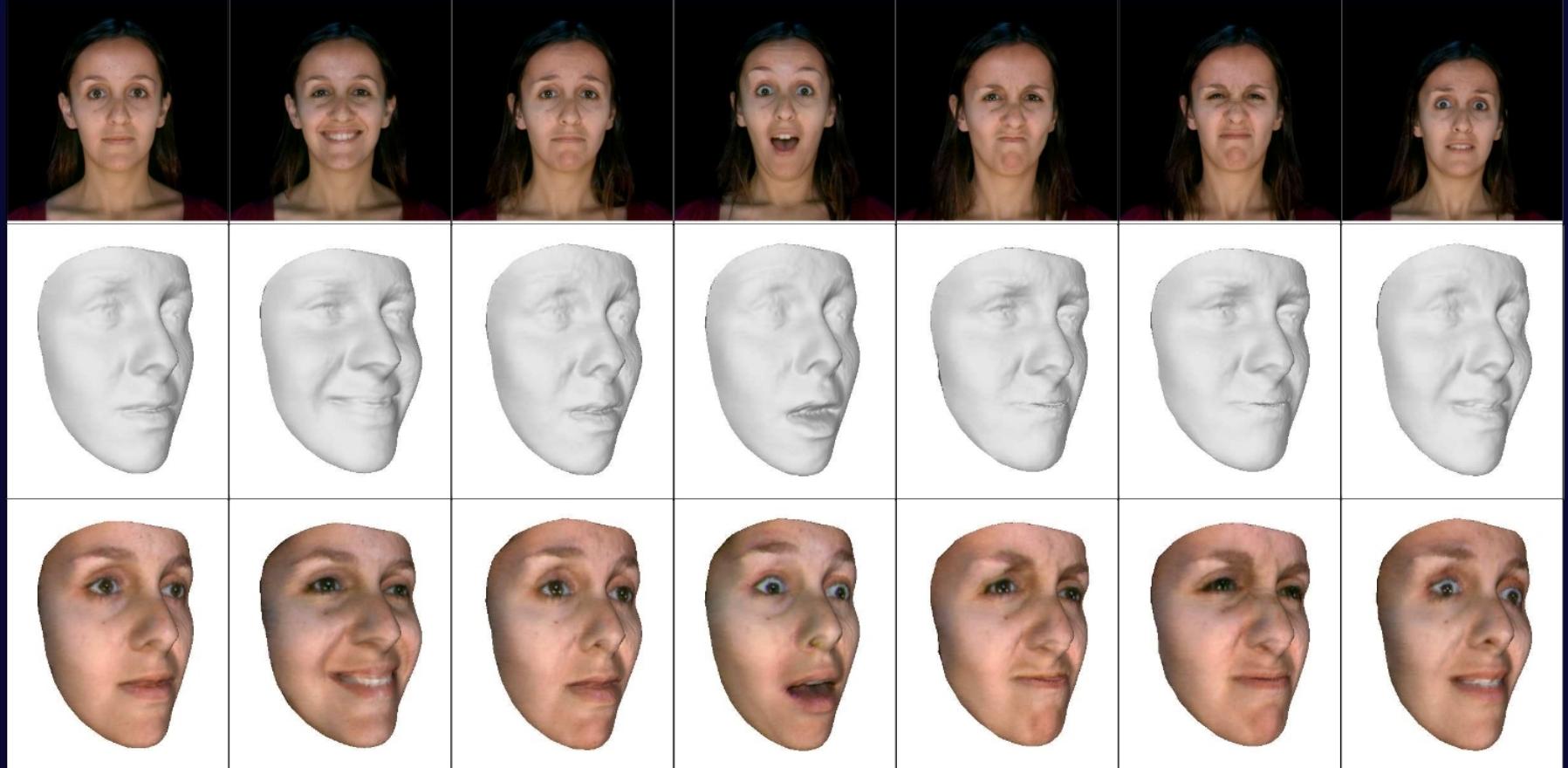
Conjunto de treinamento: Face média



(*) Meshlab



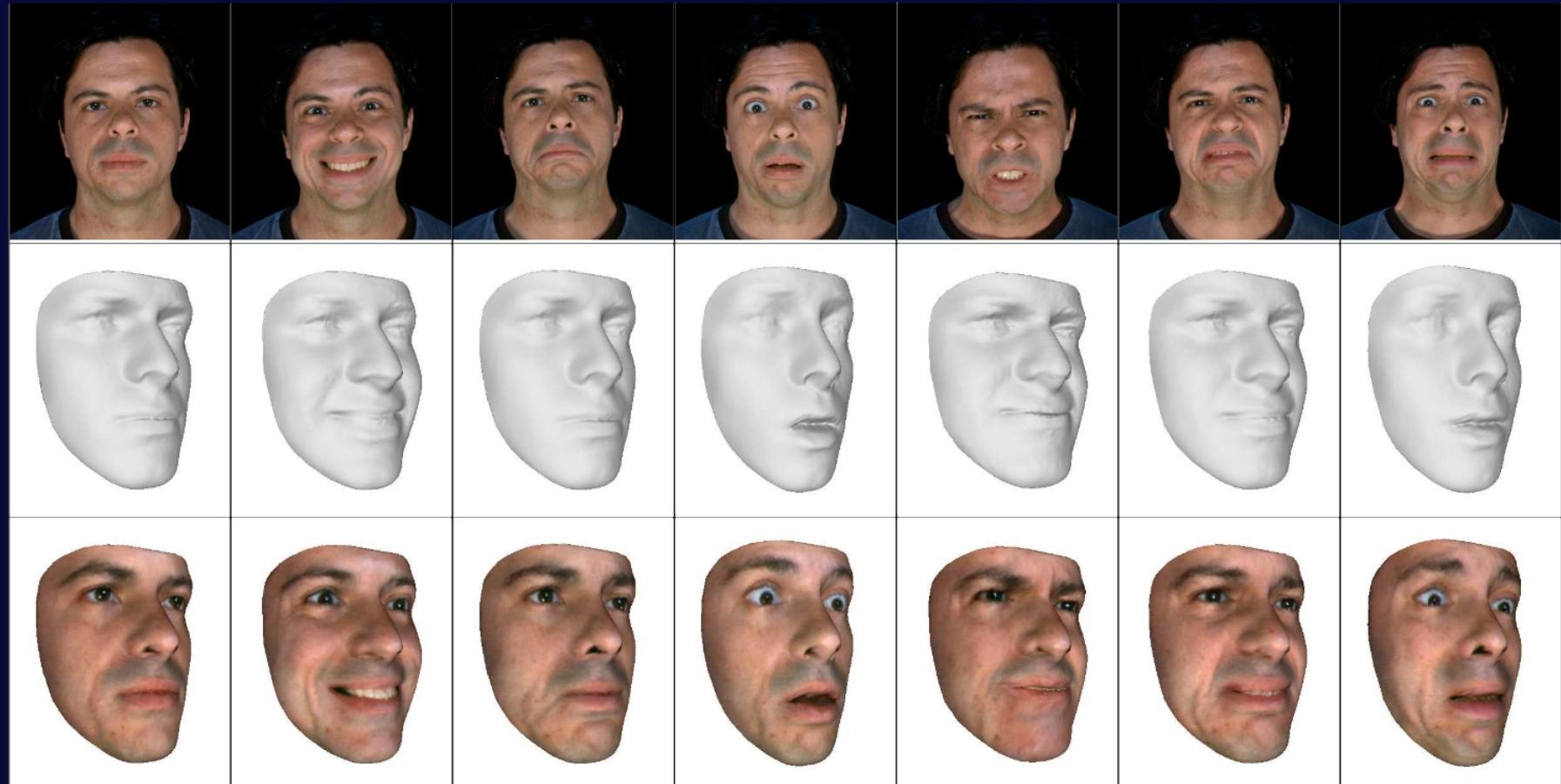
Resultados: Amostras presentes no treinamento



Modelo: Ilana Paterman



Resultados: Amostras não presentes no treinamento



Modelo: Renato Santos



Resultados: Amostras não presentes no treinamento



Resultados: Amostras com expressões diferentes

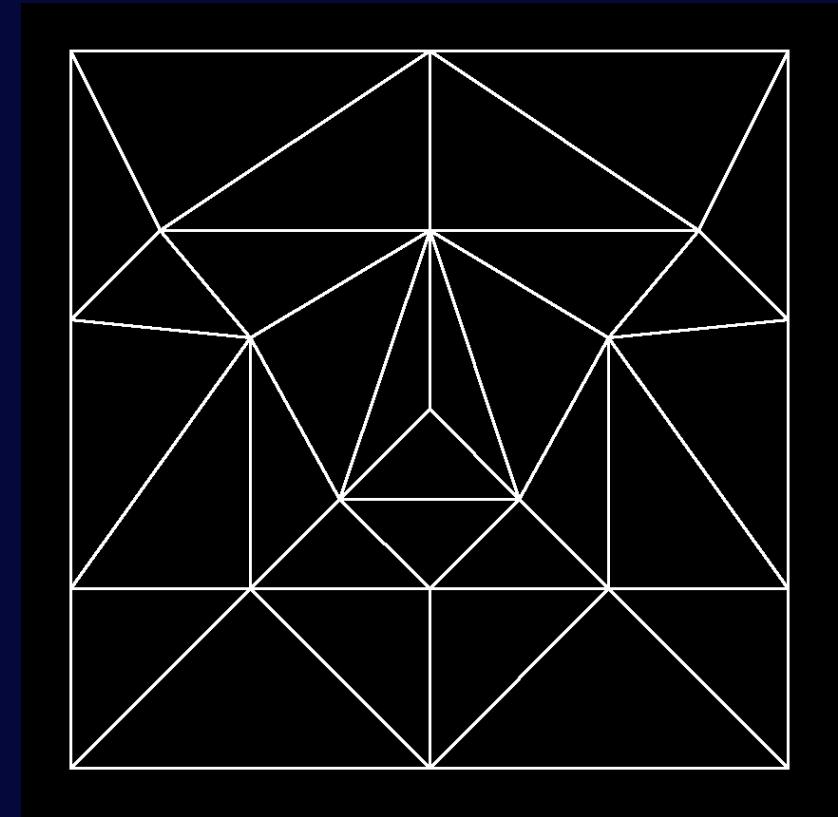


Próximos passos: Utilização de um novo modelo

Baseados no trabalho de [GMP⁺06] usamos um novo modelo de faces 3D que nos permita ter um **melhor controle** sobre a granularidade da superfície (i.e. quantidade de vértices e triângulos).



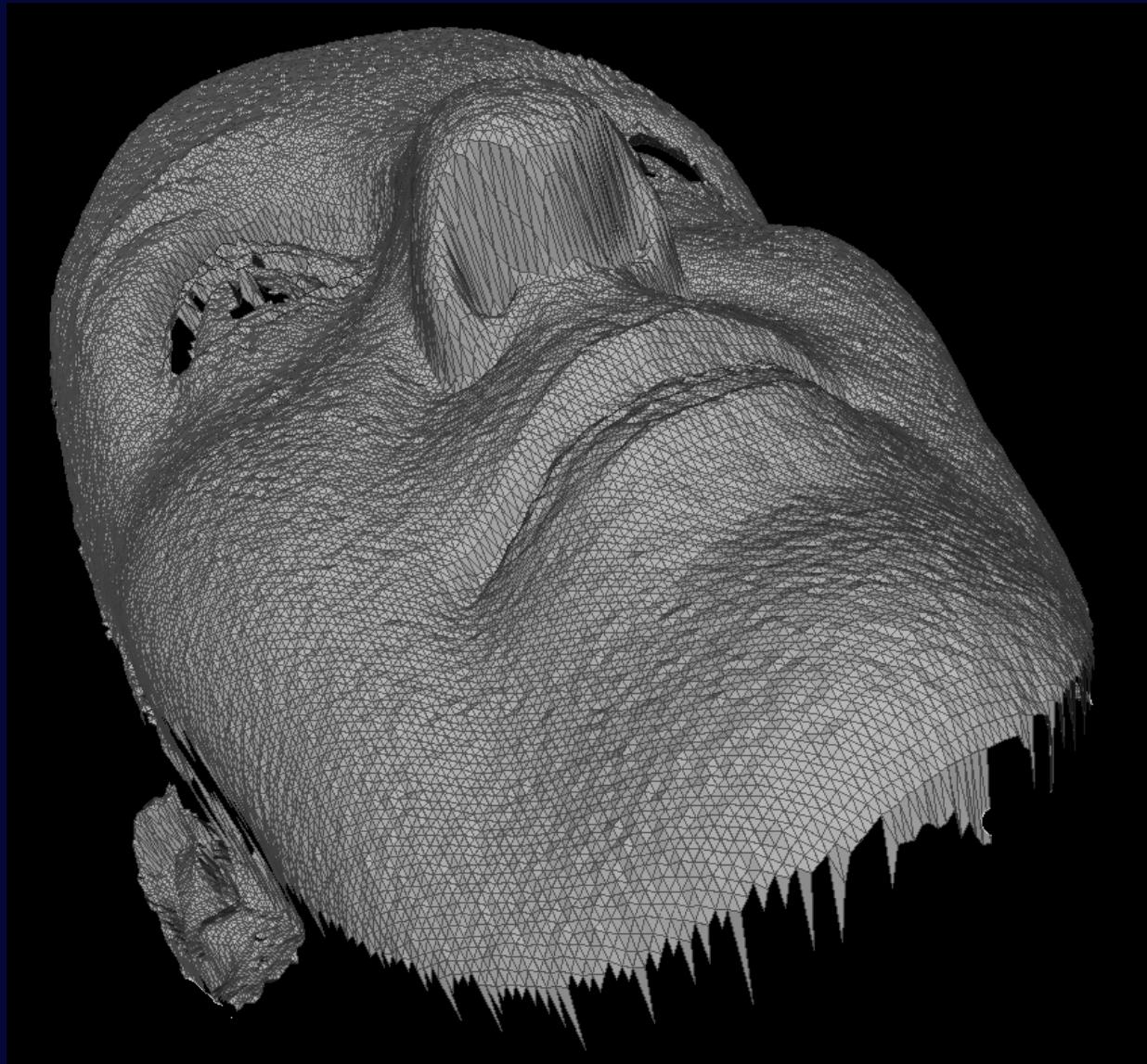
21 vértices ou marcos faciais



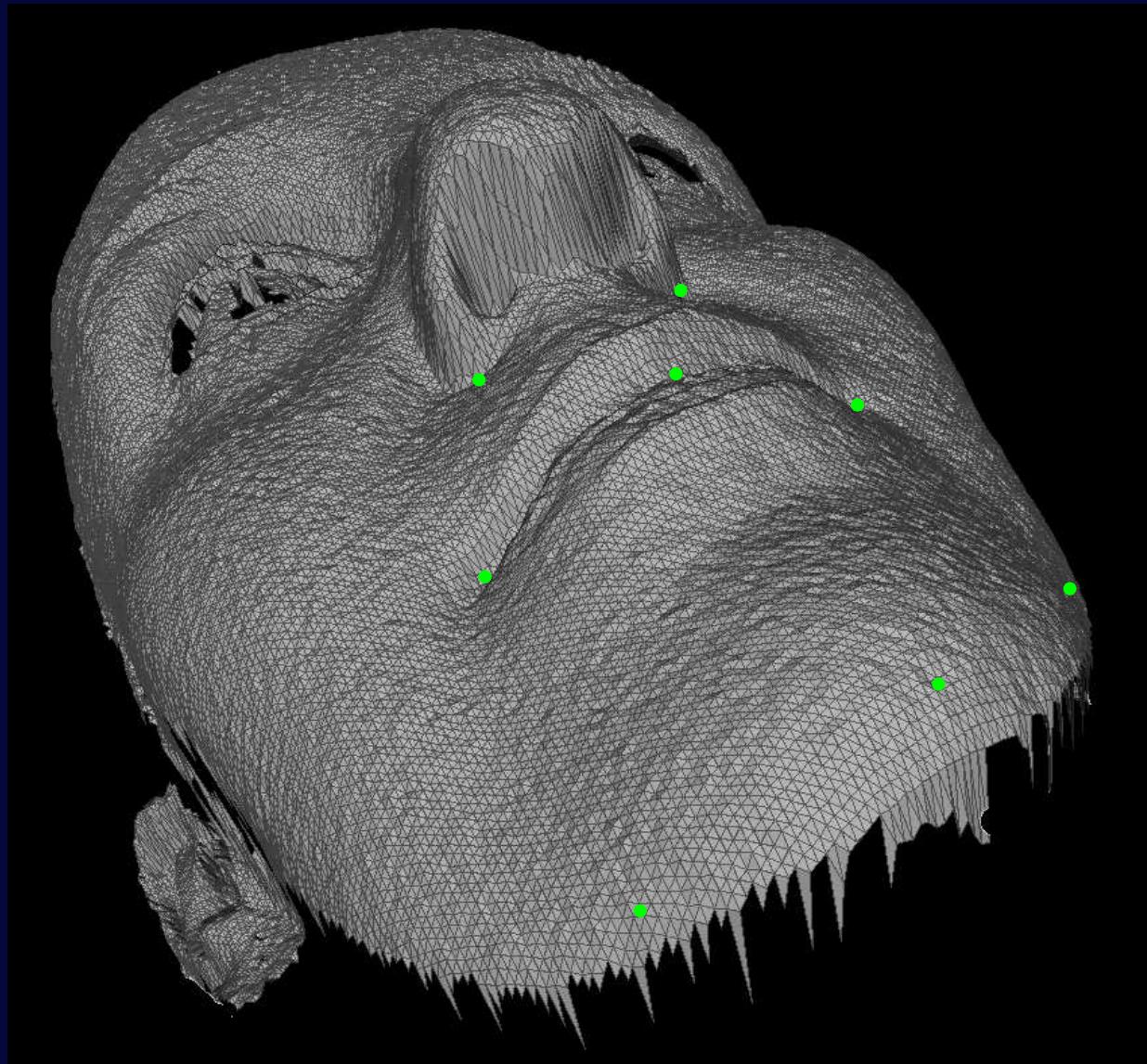
Triangulação composta por 30 unidades



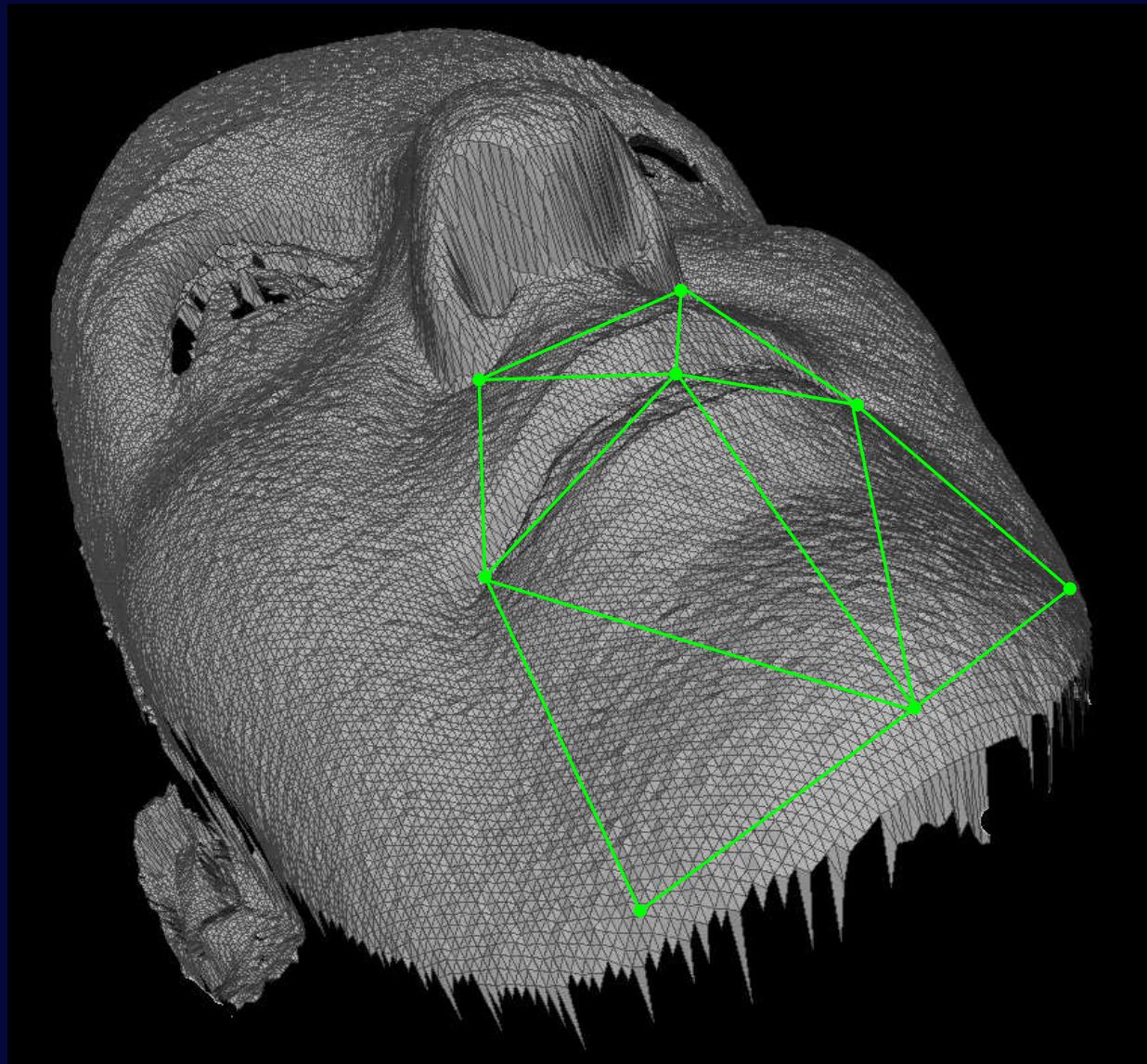
Subdivisão e projeção



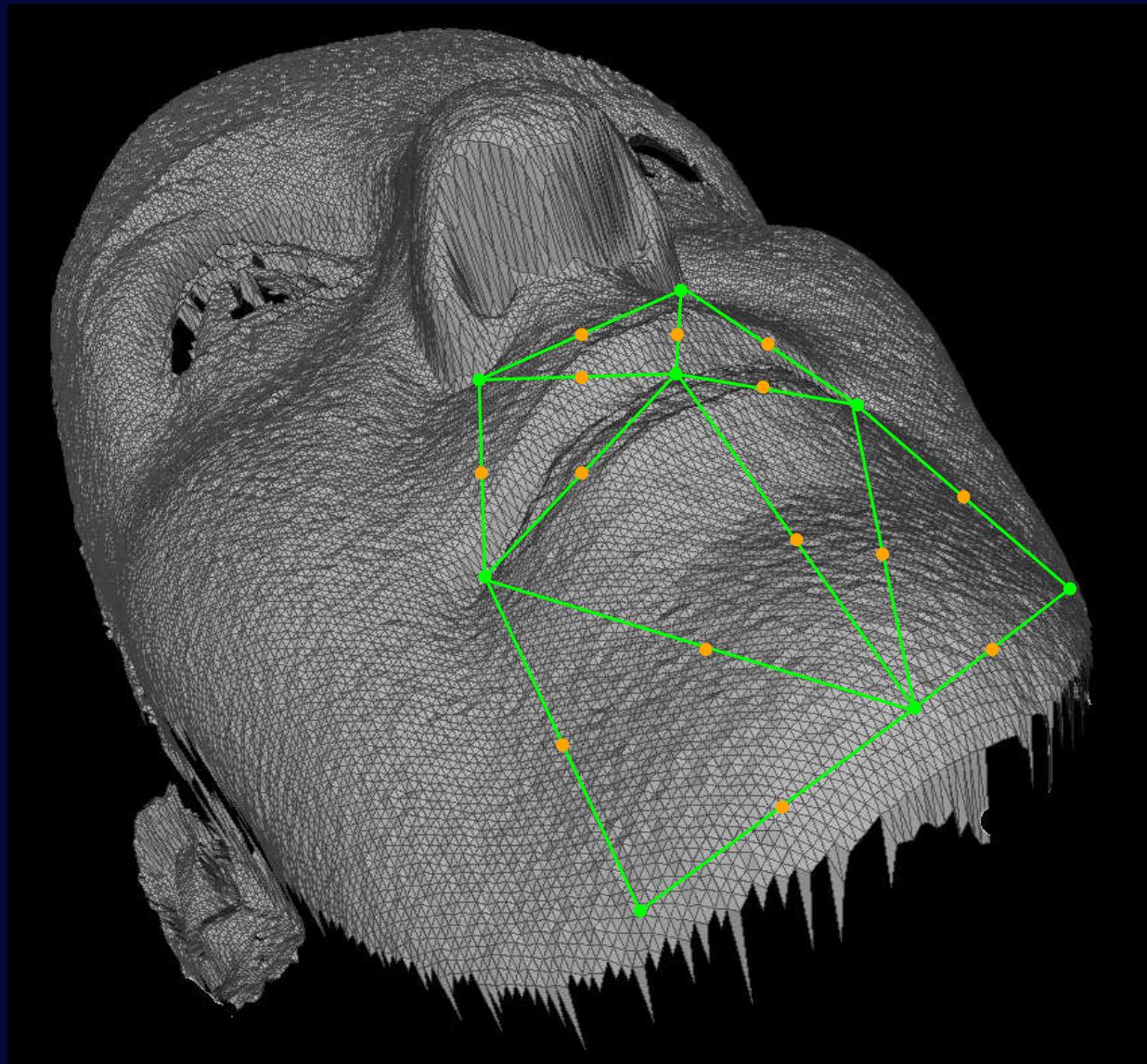
Subdivisão e projeção



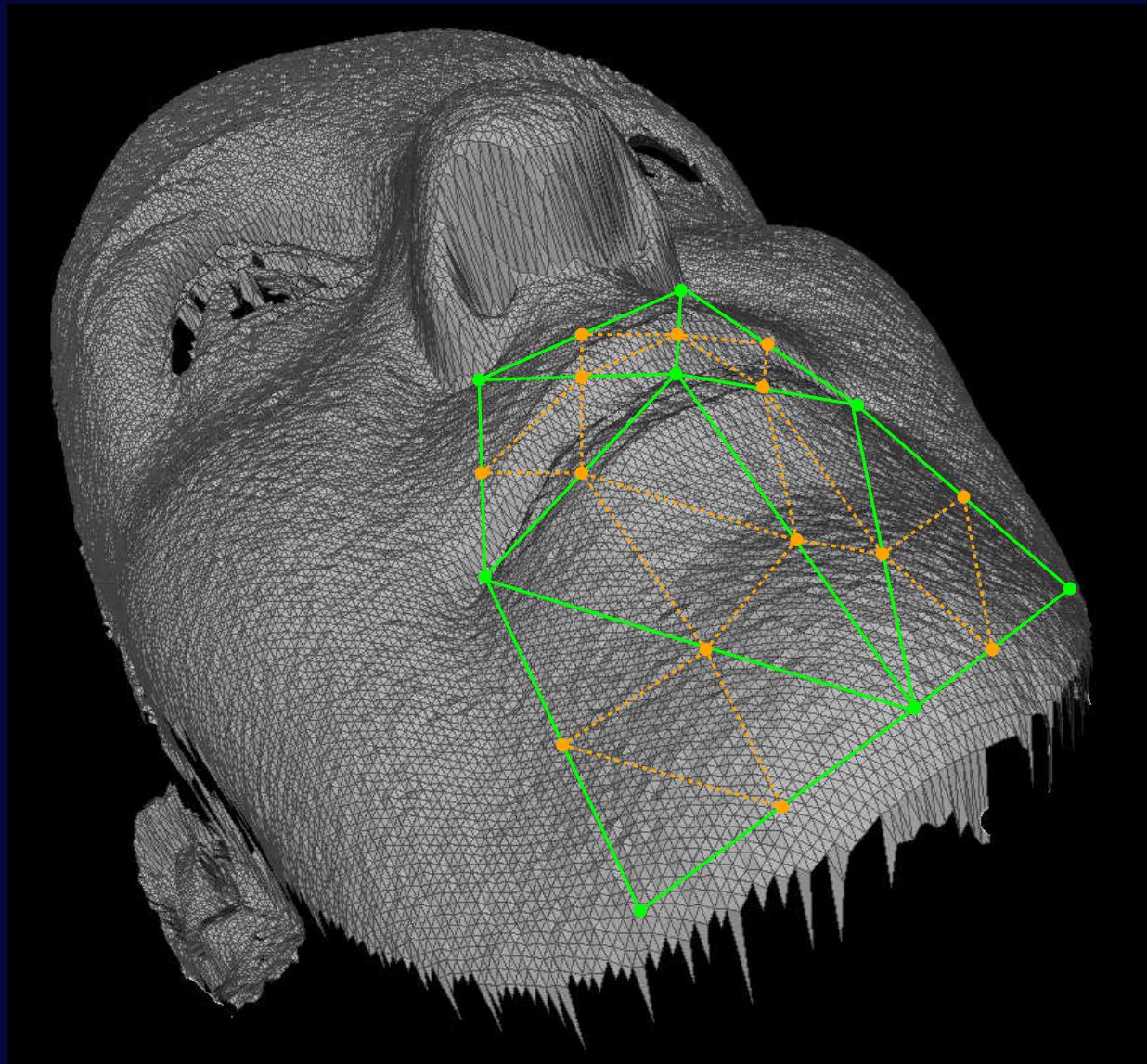
Subdivisão e projeção



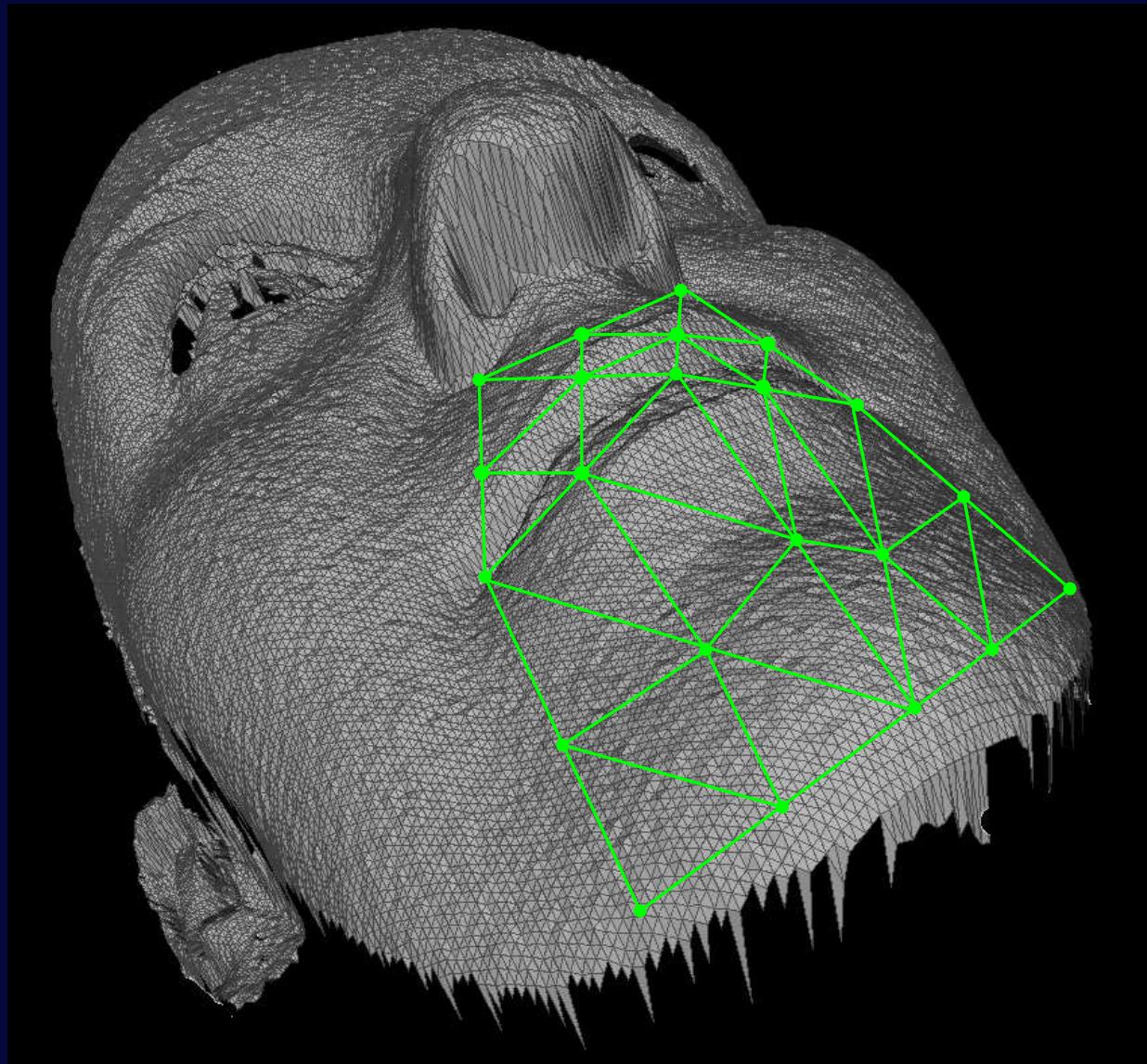
Subdivisão e projeção



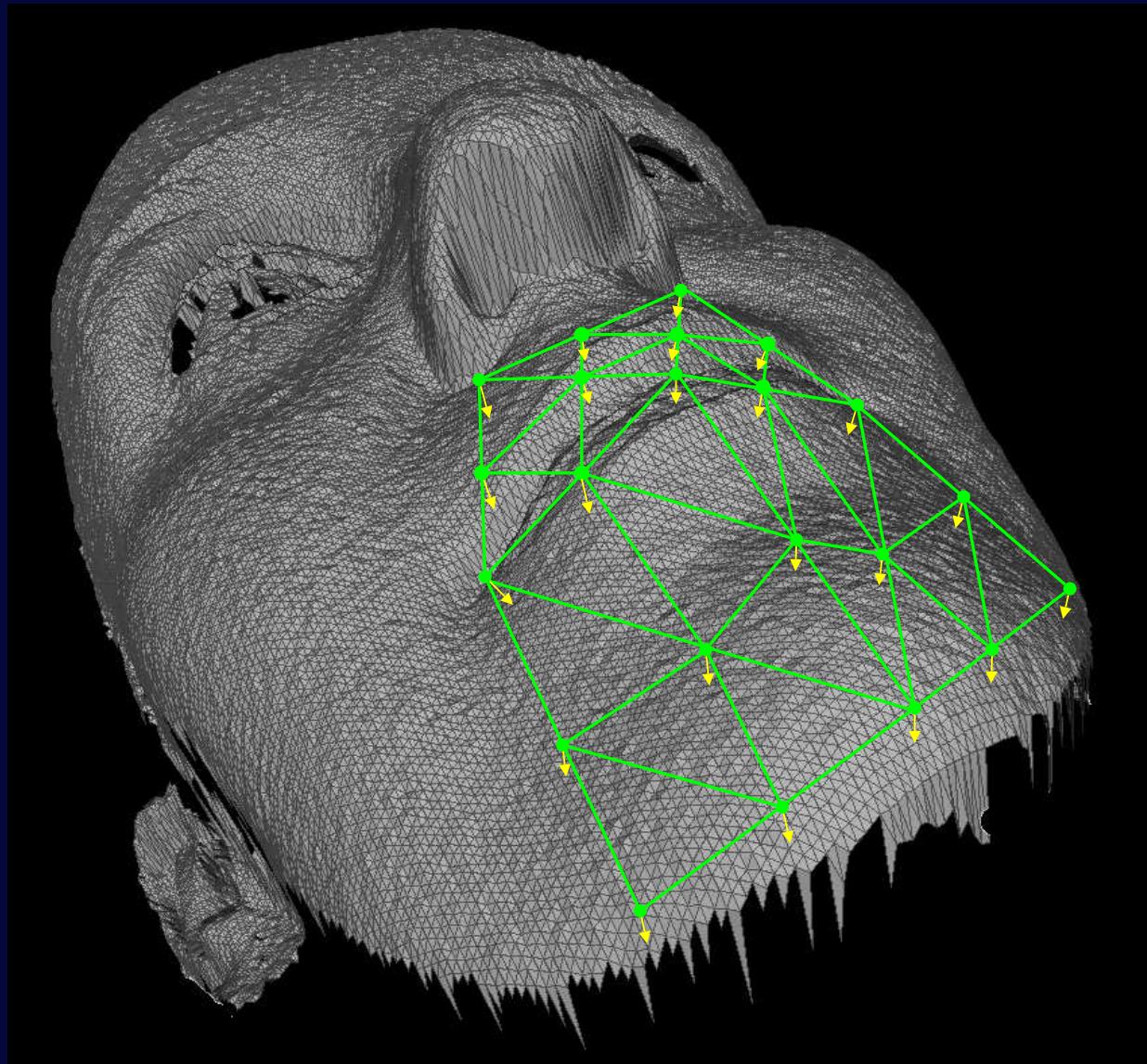
Subdivisão e projeção



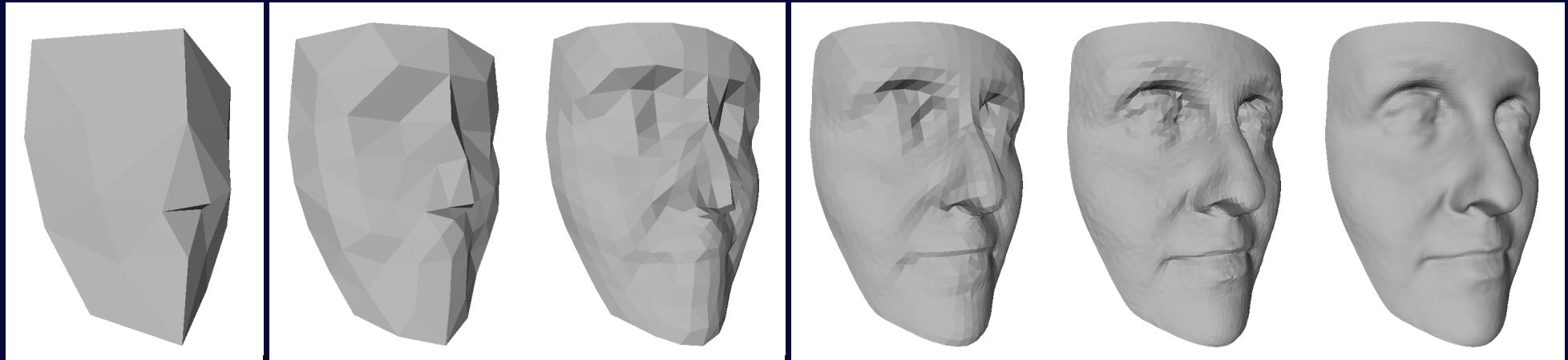
Subdivisão e projeção



Subdivisão e projeção



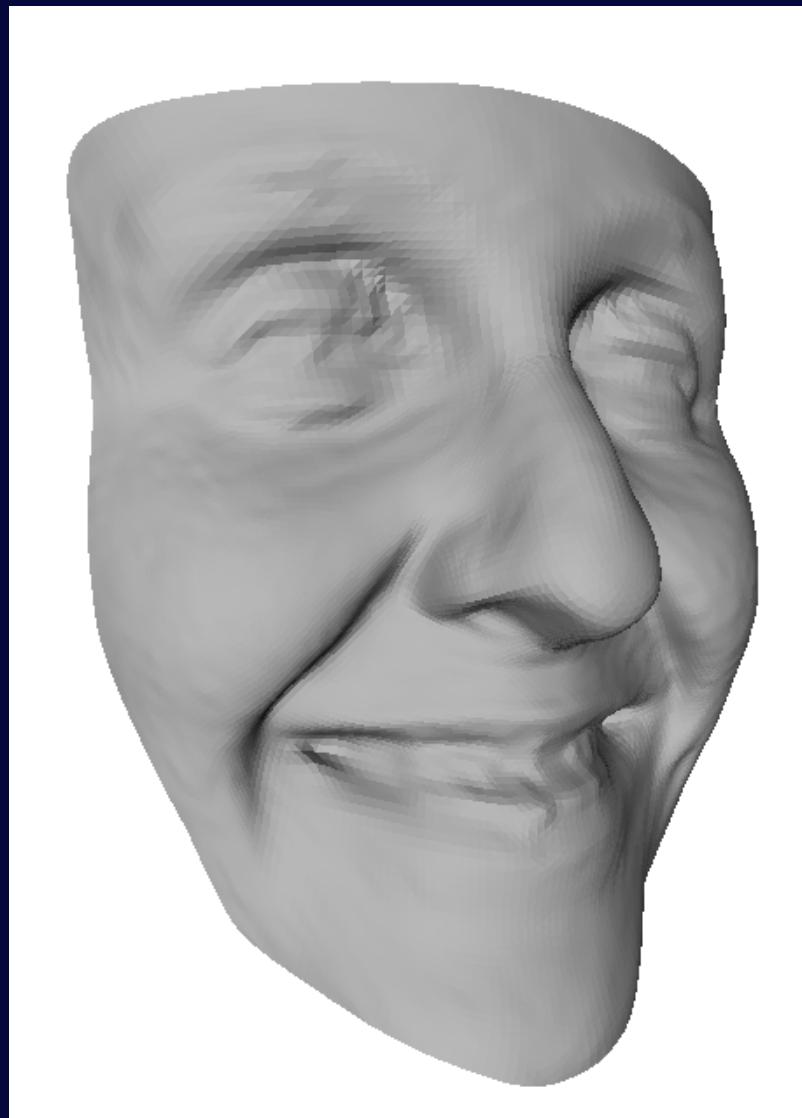
Subdivisão e projeção sucessiva (resultados)



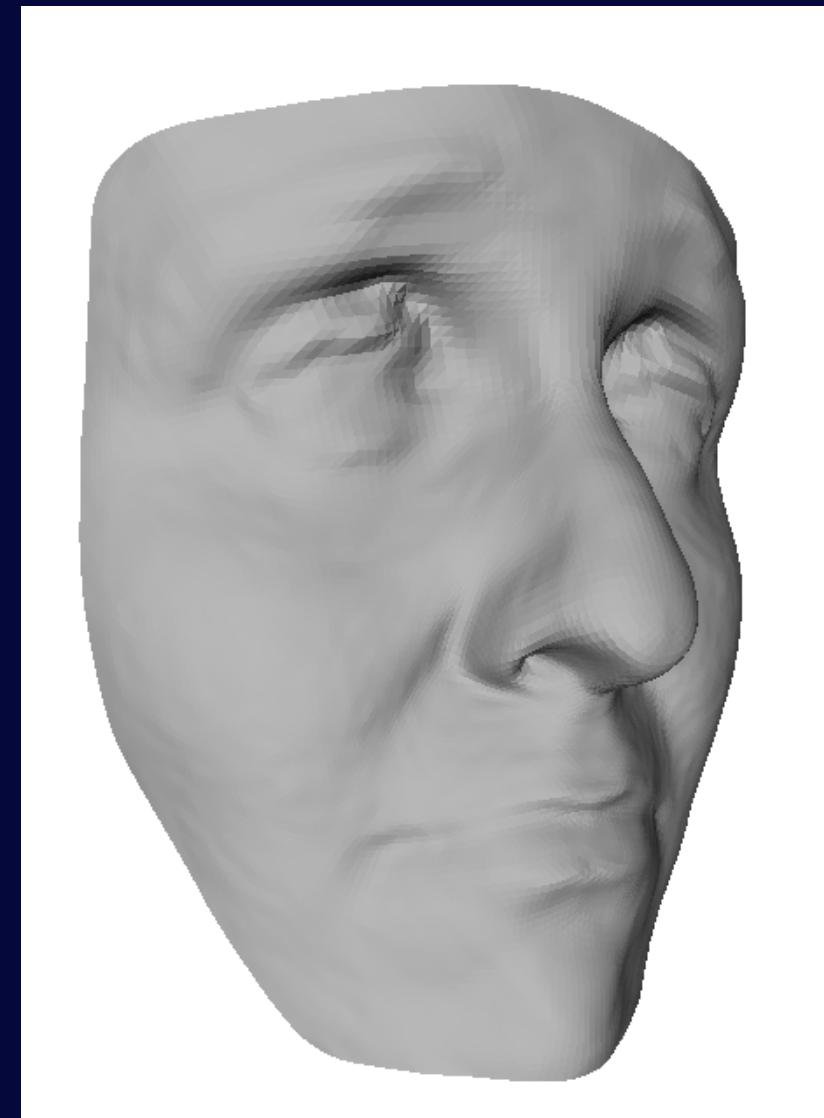
	Triângulos	Vértices
Modelo inicial (malha base)	30	21
Subdivisão linear e projeção	120	71
Subdivisão linear e projeção	480	261
Subdivisão de Loop e projeção	1 920	1 001
Subdivisão de Loop e projeção	7 680	3 921
Subdivisão de Loop e projeção	30 720	15 521



Subdivisão e projeção sucessiva (resultados)



Alegria



Tristeza



Considerações de implementação

- **MATLAB**: A maioria das implementações foram realizadas usando a versão básica do Matlab (prototipagem).
- **LINGUAGEM C**: Funções específicas (*warping, Ray trace*).
- **PERL**: Tratamento dos arquivos PLY.
- **MESHLAB**: Visualização de modelos 3D
(<http://meshlab.sourceforge.net>)
- Sistema operacional Linux.



Cronograma de atividades

Atividade	2009		2010	
	09-10	11-12	01-02	03-04
1. Depuração do conjunto de dados adquirido	x			
2. Utilização de um novo modelo de faces no conjunto de dados	x	x		
3. Melhoria dos procedimentos de mapeamento e projeção		x	x	
4. Definição e implementação de medidas de exatidão			x	
5. Escrita da tese				x
6. Defesa da tese				x



Limitações e erros na aquisição de dados



Limitações e erros na aquisição de dados



Cronograma de atividades

Atividade	2009		2010	
	09-10	11-12	01-02	03-04
1. Depuração do conjunto de dados adquirido	x			
2. Utilização de um novo modelo de faces no conjunto de dados	x	x		
3. Melhoria dos procedimentos de mapeamento e projeção		x	x	
4. Definição e implementação de medidas de exatidão			x	
5. Escrita da tese				x
6. Defesa da tese				x

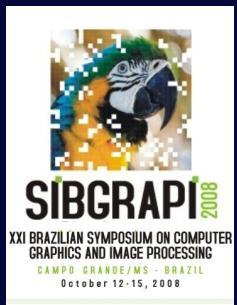


Conclusões

- A proposta de trabalho descreve uma metodologia para a reconstrução de **geometria 3D** de faces humanas a partir de imagens coloridas monoculares 2D (abordagem de “sínteses mediante análises”).
- O modelo matemático está baseado na formação de **espaços de textura e geometria** a partir de um conjunto de dados de treinamento e de transformações entre tais espaços.
- Os resultados obtidos mostram que nossa abordagem pode ser aplicada para reconstrução de faces 3D de pessoas presentes ou não no conjunto de treinamento.
- Uma limitação da reconstrução facial 3D é a **identificação automática dos marcos** faciais de fotografias 2D dadas como entrada.



Contribuições



J. P. Mena-Chalco, I. Macêdo, L. Velho, and R. M. Cesar-Jr.
PCA-based 3D Face Photography.

Proceedings of the Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, 21 (SIBGRAPI), 2008. IEEE Computer Society.



J. P. Mena-Chalco, I. Macêdo, L. Velho, and R. M. Cesar-Jr.
3D face computational photography using PCA spaces.
The Visual Computer, 25(10):899-909, 2009.



J. P. Mena-Chalco, R. M. Cesar-Jr., and L. Velho.
Banco de Dados de Faces 3D: IMPA-FACE3D.
Technical report, Instituto de Matemática Pura e Aplicada
- IMPA - VISGRAF Laboratory, Rio de Janeiro, RJ, Brazil,
November 2008. TR 01.



Referências

- [GMP⁺06] A. Golovinskiy, W. Matusik, H. Pfister, S. Rusinkiewicz, and T. Funkhouser. A statistical model for synthesis of detailed facial geometry. *ACM Transactions on Graphics*, 25(3):1025–1034, 2006.
- [MBV06] I. Macêdo, E. V. Brazil, and L. Velho. Expression transfer between photographs through multilinear AAM's. In *SIBGRAPI*, pages 239–246. IEEE Computer Society, 2006.
- [VBPP05] D. Vlasic, M. Brand, H. Pfister, and J. Popović. Face transfer with multilinear models. *ACM Transactions on Graphics*, 24(3):426–433, 2005.

