CranioSynth: A Pipeline for Generating Synthetic Cranial Defects Through LLM-Assisted Parameterization and Anatomical Constraints

Marcus V. C. Pereira[1] **, Marcus M. Bezerra**[1] **, Danilo F. S. Santos**

[1]Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)
Campina Grande – PB – Brasil

marcus.pereira@ee.ufcg.edu.br

{marcus.bezerra, danilo.santos}@virtus.ufcg.edu.br

Abstract. *Personalized cranial reconstruction from computed tomography images can support cranioplasty planning and the design of patient-specific prostheses. However, datasets containing diverse, plausible, and parameterized cranial defects remain limited, restricting computational studies and future artificial intelligence applications in Bioinformatics and Medicine. This paper presents CranioSynth, a computational pipeline for synthetic cranial defect generation based on anatomical constraints and Large Language Models (LLMs). The method processes DICOM images, segments bone structures, reconstructs the skull in 3D, and extracts geometric information. Based on these structured data, an LLM suggests the defect location and its parameters, while defect generation and validation remain fully deterministic.*

Resumo. *A reconstrução craniana personalizada a partir de tomografias computadorizadas pode apoiar o planejamento de cranioplastias e a criação de próteses customizadas. Entretanto, bases de dados com defeitos cranianos variados, plausíveis e parametrizados ainda são limitadas, dificultando estudos computacionais e aplicações futuras de inteligência artificial em Bioinformática e Medicina. Este artigo apresenta o CranioSynth, um pipeline computacional para geração sintética de defeitos cranianos baseado em restrições anatômicas e Modelos de Linguagem de Larga Escala , ou Large Language Models (LLMs). O método processa exames DICOM, segmenta o osso, reconstrói o crânio em 3D e extrai informações geométricas. Com base nesses dados estruturados, um LLM sugere a localização e os parâmetros do defeito, enquanto a aplicação e a validação permanecem totalmente determinísticas.*

1. Introdução

A cranioplastia é um procedimento cirúrgico voltado à reconstrução de regiões cranianas comprometidas por traumas, ressecções tumorais, infecções, alterações congênitas ou intervenções neurocirúrgicas prévias. Além de restaurar a proteção mecânica do encéfalo, a reconstrução craniana possui impacto funcional e estético, influenciando diretamente a reabilitação do paciente. Em abordagens convencionais, próteses podem ser moldadas manualmente durante o procedimento ou adaptadas a partir de modelos genéricos, o que pode elevar o tempo cirúrgico e reduzir a precisão anatômica do encaixe [Nimje et al. 2024, Kropla et al. 2023].

Com o avanço da imagem médica, da modelagem computacional e da manufatura aditiva, fluxos digitais baseados em tomografia computadorizada (TC) e Inteligência Artificial (IA) passaram a permitir a reconstrução tridimensional da anatomia óssea e a geração de modelos compatíveis com softwares de prototipagem [Moor et al. 2023]. Métodos clássicos, como limiarização em unidades de Hounsfield e reconstrução por *Marching Cubes*, permanecem relevantes por sua simplicidade, reprodutibilidade e integração com bibliotecas abertas de processamento 3D [Lorensen and Cline 1987, Zhou et al. 2018].

Apesar desses avanços, a construção de bases de dados adequadas para estudos computacionais em cranioplastia ainda é restrita. Defeitos cranianos reais são pouco disponíveis, envolvem dados clínicos sensíveis e raramente possuem anotações padronizadas [Li et al. 2023]. Uma alternativa é gerar defeitos sintéticos sobre crânios íntegros reconstruídos. Porém, defeitos definidos por parâmetros fixos ou sorteios puramente aleatórios podem gerar geometrias pouco plausíveis, com baixa diversidade anatômica [Pinaya et al. 2022].

Inicialmente, foi implementado um *pipeline* para reconstrução de crânios íntegros, simulação de defeitos cranianos e geração das respectivas próteses. Como limitação, o centro do defeito era definido por uma coordenada fixa em voxel, restringindo sua ocorrência a uma região específica. Para superar essa restrição, foi desenvolvido o *CranioSynth*, que emprega LLMs para parametrizar a geração dos defeitos a partir de dados geométricos extraídos da TC e de regras anatômicas, ampliando a diversidade e o realismo dos cenários sintéticos. O LLM não interpreta diretamente os arquivos DICOM ou as imagens médicas, mas atua como módulo auxiliar na seleção de parâmetros dentro de um espaço de decisão estruturado, enquanto a modificação da máscara óssea e a validação geométrica permanecem sob controle de algoritmos determinísticos.

As principais contribuições deste trabalho incluem a proposição do CranioSynth, um *pipeline* para geração sintética de defeitos cranianos; a reconstrução tridimensional de crânios a partir de exames de tomografia computadorizada (DICOM), com extração de informações geométricas da anatomia craniana; a parametrização assistida por LLM para definição da localização e das características dos defeitos, considerando restrições anatômicas; e a geração automática de conjuntos sintéticos contendo o crânio íntegro, o defeito craniano, sua máscara e a prótese correspondente.

2. Trabalhos Relacionados

A reconstrução tridimensional a partir de TC é amplamente utilizada em aplicações de planejamento cirúrgico, prototipagem médica e projeto de implantes personalizados. Em estruturas ósseas, a escala Hounsfield permite distinguir regiões de maior densidade, viabilizando segmentação por limiar. Após a segmentação, o algoritmo *Marching Cubes* converte volumes discretos em malhas triangulares adequadas para visualização, edição e impressão 3D [Lorensen and Cline 1987, van der Walt et al. 2014, Fedorov et al. 2012].

Em cranioplastia personalizada, modelos 3D podem ser usados para projetar próteses adaptadas à anatomia individual do paciente. Estratégias recorrentes incluem subtração volumétrica entre crânio íntegro e defeituoso, espelhamento da região contralateral saudável e ajuste manual ou semiassistido do implante. Trabalhos recentes indicam o potencial de fluxos digitais e impressão 3D para melhorar a previsibilidade geométrica e apoiar a fabricação de implantes cranianos personalizados [Kropla et al. 2023, Liu et al. 2024].

No campo da inteligência artificial aplicada à saúde, modelos generativos e multimo-

dais têm sido explorados para segmentação, reconstrução, suporte à decisão e organização de dados médicos. Entretanto, o uso direto de LLMs em imagens médicas requer cautela, especialmente quando não há treinamento específico, validação clínica ou rastreabilidade das decisões. Destaca-se que, neste trabalho, a aplicação de LLM não implica em sua utilização como ferramenta diagnóstica ou clínica. Ele atua como módulo de apoio à parametrização geométrica, condicionado por dados estruturados e regras explícitas.

3. Método Proposto

3.1. Visão Geral do CranioSynth

O CranioSynth possui duas camadas principais. A primeira é determinística e executa a reconstrução craniana 3D: leitura dos arquivos DICOM, conversão para unidades de Hounsfield, segmentação óssea, filtragem por maior componente conectada, reconstrução por *Marching Cubes* e exportação da malha. A segunda camada é assistida por LLM e define os parâmetros do defeito sintético com base em dados geométricos estruturados e regras anatômicas. Na Figura 1 está apresentado o fluxo geral do CranioSynth, desde a entrada de imagens em formato DICOM até a geração do crânio defeituoso e da prótese correspondente.

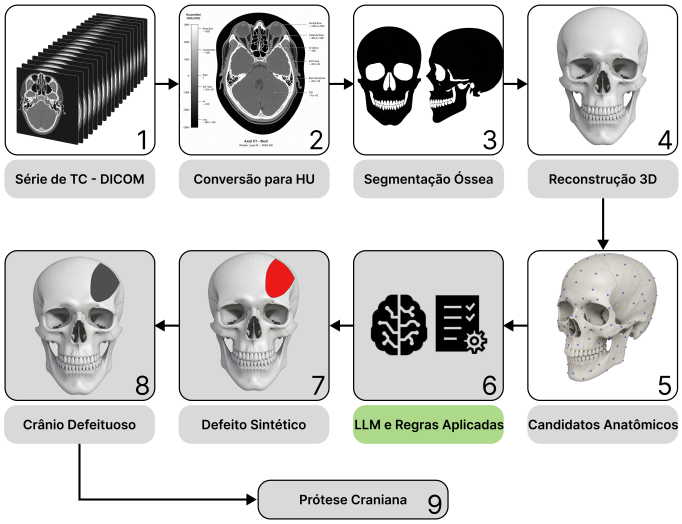


Figura 1. Fluxo geral do CranioSynth para geração de defeitos cranianos sintéticos com parametrização assistida por LLM e restrições anatômicas.

3.2. Pré-processamento e Segmentação Óssea

As entradas são séries de imagens DICOM compostas por cortes axiais (fatias) de uma TC. As fatias são ordenadas espacialmente pelo atributo *ImagePositionPatient*. Em seguida, os valores de intensidade são convertidos para unidades de Hounsfield (HU) com base nos metadados *RescaleSlope* e *RescaleIntercept*.

A máscara óssea inicial é obtida por limiarização:

$$M_{\text{osso}}(z,y,x) = \begin{cases} 1, & I_{\text{HU}}(z,y,x) > 300, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases} \tag{1}$$

Após a limiarização, aplica-se rotulagem de componentes conectadas, preservando apenas a maior componente, assumida como a estrutura craniana principal.

Essa etapa reduz artefatos desconectados e melhora a consistência da reconstrução [Sharma and Aggarwal 2010]. Na Figura 2 está ilustrada a etapa de segmentação óssea, mostrando o corte de TC e a respectiva máscara binária usada como base para a reconstrução.

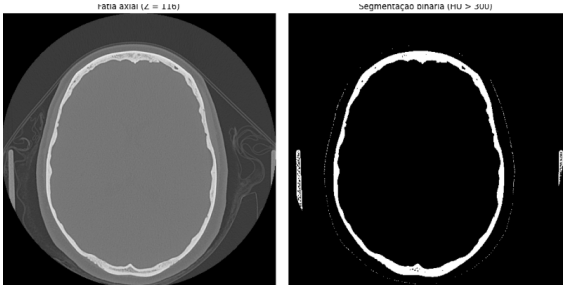


Figura 2. Segmentação óssea a partir de corte de TC, com obtenção da máscara binária utilizada na reconstrução tridimensional.

3.3. Reconstrução Tridimensional

A máscara filtrada é convertida em malha por meio do algoritmo *Marching Cubes*. O volume segmentado é representado inicialmente como (z, y, x), em que z corresponde à fatia da TC, y à linha e x à coluna da imagem. Na Figura 3 está ilustrado um exemplo de crânio íntegro reconstruído a partir do *pipeline* determinístico.

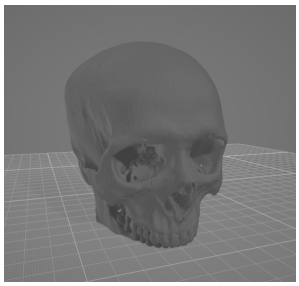


Figura 3. Crânio íntegro reconstruído a partir da máscara óssea segmentada e convertido em malha tridimensional.

Para a geração da superfície, o volume é reorganizado conforme a convenção utilizada pela função de reconstrução. Os espaçamentos físicos são extraídos dos metadados DICOM: *SliceThickness* para o eixo z e *PixelSpacing* para os eixos y e x. A malha resultante é suavizada com operações da biblioteca Open3D, reduzindo irregularidades visuais e melhorando a qualidade geométrica do modelo [Zhou et al. 2018].

3.4. Representação do Ponto Central

Na versão inicial do *pipeline*, o defeito era definido por um centro fixo em coordenadas de voxel:

$$c_{\text{voxel}} = (z_c, y_c, x_c). \tag{2}$$

Nessa representação, z_c indica a fatia da TC, enquanto y_c e x_c indicam, respectivamente, linha e coluna da imagem 2D. A conversão aproximada para milímetros é dada por:

$$c_{\text{mm}} = (z_c \Delta z,\ y_c \Delta y,\ x_c \Delta x), \tag{3}$$

em que Δz é a espessura de fatia e Δy, Δx são os espaçamentos entre pixels. Essa dupla representação permite que o algoritmo opere em voxels, mantendo interpretação física aproximada para análise geométrica.

3.5. Representação Estruturada para o LLM

Por sua vez, o LLM recebe dados estruturados derivados da máscara óssea. A entrada é composta por campos como dimensões do volume, espaçamento físico, caixa delimitadora do crânio, região anatômica candidata, centros candidatos e estimativas de volume removido. A saída esperada contém centro selecionado, região anatômica, raios do defeito, formato e justificativa curta. Os centros candidatos são gerados de forma determinística por um algoritmo que realiza a decimação (*downsampling*) dos vértices da malha da superfície externa da calota craniana, selecionando N pontos uniformemente distribuídos e descartando aqueles que violam as restrições de segurança (como proximidade com a base do crânio).

Para evitar decisões livres e não auditáveis, o LLM seleciona entre centros candidatos gerados previamente pelo script. A aplicação da máscara e a validação final permanecem determinísticas. Em vez de avaliar a TC bruta, o LLM atua sobre uma representação intermediária simplificada, derivada de medidas geométricas e restrições anatômicas. Na Figura 4 está ilustrado o conceito de centros candidatos associados a regiões anatômicas da calota craniana, os quais podem ser usados como alternativas para seleção do centro geométrico do defeito.

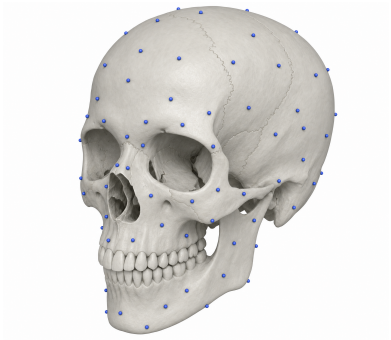


Figura 4. Exemplo de centros candidatos associados a regiões anatômicas da calota craniana para apoio à seleção assistida por LLM.

A etapa assistida por LLM utiliza uma representação estruturada para evitar que o modelo opere sobre pixels brutos, garantindo a auditabilidade do processo. O modelo recebe um arquivo JSON contendo dimensões do volume, espaçamento físico, caixa delimitadora do crânio e uma lista de centros candidatos associados a regiões anatômicas da calota craniana. Com base nas regras anatômicas da Tabela 1, o LLM seleciona o centro geométrico do defeito e sugere raios (r_z, r_y, r_x), além de uma justificativa curta para a escolha.

3.6. Regras Anatômicas de Interesse

As regras anatômicas restringem a geração dos defeitos e evitam geometrias incoerentes. Na Tabela 1 estão sumarizados os critérios adotados.

3.7. Detalhamento do Módulo de LLM

O módulo de apoio à parametrização utiliza Modelos de Linguagem de Larga Escala, ou *Large Language Models* (LLMs), para auxiliar a seleção dos parâmetros geométricos do

Tabela 1. Regras anatômicas usadas para restringir a geração dos defeitos.

Regra	Critério adotado
Superfície craniana	O centro geométrico do defeito deve estar associado à superfície externa ou à vizinhança imediata da calota craniana.
Base do crânio	Pontos próximos à base são rejeitados.
Lateralidade	A versão inicial prioriza defeitos unilaterais.
Região candidata	Frontal, parietal, temporal ou occipital.
Volume removido	A fração removida deve respeitar limite máximo definido.
Conectividade	A máscara removida deve formar uma componente principal conectada.
Interseção óssea	O defeito só pode ser aplicado sobre voxels ósseos.
Forma	Priorizar elipsoides irregulares em vez de blocos cúbicos.

defeito sintético a partir de uma representação estruturada da TC. Neste trabalho, o LLM não opera diretamente sobre imagens médicas brutas, não interpreta cortes DICOM e não realiza diagnóstico. Sua atuação é restrita à seleção de parâmetros dentro de um espaço de decisão previamente definido por regras anatômicas e geométricas.

A integração do LLM foi projetada para garantir auditabilidade e rastreabilidade. Para isso, o modelo recebe um arquivo em formato JSON contendo metadados extraídos da máscara óssea segmentada, incluindo dimensões do volume, espaçamento físico, caixa delimitadora do crânio, região anatômica alvo e centros candidatos associados a regiões anatômicas da calota craniana. As regras anatômicas descritas na Tabela 1 são incorporadas ao *prompt* como restrições operacionais.

O fluxo de processamento neste módulo segue três etapas fundamentais:

1. *Entrada estruturada*: o LLM recebe um JSON contendo metadados geométricos do volume e centros candidatos;
2. *Seleção assistida*: o LLM seleciona um centro candidato e define os raios elipsoidais do defeito conforme restrições anatômicas predefinidas;
3. *Saída e validação*: a resposta é retornada em JSON e processada por um módulo determinístico responsável pela aplicação e validação do defeito.

A seguir, apresenta-se a estrutura do *prompt* adotado para a parametrização assistida por LLM:

PAPEL: Você é um assistente especializado na parametrização geométrica de defeitos cranianos sintéticos. Utilize exclusivamente os dados estruturados fornecidos para realizar a parametrização solicitada.

DADOS: {DADOS_ESTRUTURADOS}

TAREFA: Selecione um único centro dentre os candidatos fornecidos e defina os raios (r_z, r_y, r_x) de um defeito elipsoidal, priorizando a região anatômica alvo e a extensão especificadas nos dados.

RESTRIÇÕES DE SELEÇÃO: (i) selecione somente centros associados à superfície externa ou à vizinhança imediata da calota craniana; (ii) rejeite candidatos próximos à base do crânio; (iii) priorize defeitos unilaterais; (iv) considere apenas as regiões frontal, parietal, temporal ou occipital; (v) respeite o limite máximo estabelecido para o volume ósseo removido; e (vi) priorize geometrias elipsoidais irregulares.

REGRAS: (i) utilize SOMENTE os dados estruturados fornecidos; (ii) selecione apenas um dos centros candidatos disponíveis, respeitando rigorosamente seu índice; (iii) não crie nem modifique centros candidatos; (iv) mantenha o volume removido estimado abaixo de 15% do volume ósseo total; (v) não interprete imagens médicas nem realize diagnóstico; e (vi) retorne exclusivamente um objeto JSON válido contendo o índice do candidato selecionado, centro, região anatômica, raios e uma breve justificativa.

Com essa arquitetura, o LLM atua apenas na camada assistida de parametrização, enquanto a modificação física da máscara craniana permanece sob controle de algoritmos determinísticos. Para padronizar essa parametrização e garantir a consistência do processo, foi adotado um *template* com regras explícitas de plausibilidade anatômica e restrições geométricas, adaptado aos metadados de cada exame, como dimensões do volume, espaçamento físico e pontos candidatos para posicionamento do defeito. Dessa forma, a compreensão anatômica é operacionalizada pela combinação entre instruções no *prompt*, seleção restrita de candidatos e validação computacional posterior.

3.8. Geração do Defeito e da Prótese

Após a seleção do centro e dos parâmetros, a máscara do defeito é criada no volume segmentado. A forma básica adotada é elipsoidal:

$$\left(\frac{z - z_c}{r_z}\right)^2 + \left(\frac{y - y_c}{r_y}\right)^2 + \left(\frac{x - x_c}{r_x}\right)^2 \leq 1, \tag{4}$$

em que (z_c, y_c, x_c) é o centro geométrico do defeito no volume e (r_z, r_y, r_x) são os raios da máscara elipsoidal nos respectivos eixos. A máscara do defeito é intersectada com a máscara óssea, garantindo que apenas voxels pertencentes à estrutura craniana segmentada sejam removidos.

O crânio defeituoso é obtido por:

$$M_{\text{defeituoso}} = M_{\text{osso}} \wedge \neg M_{\text{defeito}}. \tag{5}$$

A prótese sintética correspondente é obtida diretamente pela região removida:

$$M_{\text{protese}} = M_{\text{osso}} \wedge \neg M_{\text{defeituoso}}. \tag{6}$$

Essa formulação permite gerar pares sintéticos controlados, compostos por crânio íntegro, máscara de defeito, crânio defeituoso e prótese de referência. Além disso, como todos os parâmetros são registrados, o processo permanece rastreável e reprodutível.

4. Protocolo Experimental e Validação Realizada

A avaliação inicial foi realizada sobre crânios reconstruídos pelo *pipeline* base. O primeiro cenário considera a geração de defeitos sintéticos em regiões superiores ou laterais da calota craniana, como as regiões parietal e frontoparietal, por serem adequadas para demonstração inicial e menos críticas do que a base do crânio. Na Figura 5 são apresentados exemplos de defeitos obtidos na versão inicial do *pipeline*, em que a parametrização era baseada em um centro fixo. Esse resultado é mantido como referência visual da limitação que motivou a extensão do método por meio de parametrização assistida por LLM e restrições anatômicas explícitas.

A comparação conceitual foi feita entre a versão inicial, baseada em centro fixo, e a versão proposta, baseada em entrada estruturada, seleção assistida por LLM e validação determinística. Para cada defeito sintético gerado com o CranioSynth, é registrado um conjunto mínimo de metadados geométricos e anatômicos, permitindo rastrear a origem da parametrização, a região selecionada e o resultado da validação computacional.

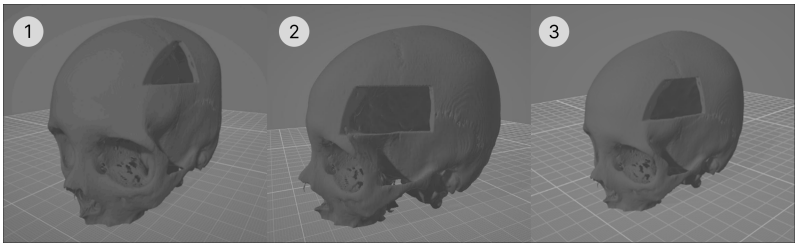


Figura 5. Defeitos simulados na versão inicial do *pipeline*, baseada em parametrização fixa do centro do defeito.

Tabela 2. Metadados registrados pelo CranioSynth para cada defeito sintético gerado.

Metadado	**Descrição**
Região anatômica	Região candidata associada ao ponto selecionado (frontal, parietal, temporal ou occipital).
Centro em voxel (z, y, x)	Coordenada discreta do centro geométrico do defeito no volume segmentado.
Centro em mm (z, y, x)	Conversão aproximada do centro para coordenadas físicas usando *SliceThickness* e *PixelSpacing*.
Formato do defeito	Forma geométrica adotada para a remoção sintética, inicialmente baseada em elipsoide irregular.
Raios em voxel (r_z, r_y, r_x)	Extensão do defeito nos três eixos do volume segmentado.
Volume removido	Quantidade de voxels ósseos removidos ou volume estimado em mm^3.
Volume removido relativo	Percentual do volume ósseo segmentado removido pelo defeito sintético.
Componentes conectadas	Verificação de conectividade da máscara removida, evitando múltiplos defeitos desconexos.
Validação determinística	Resultado da verificação computacional, indicando se a parametrização foi aceita ou rejeitada.

A base local disponível contém mais de 300 exames de TC e respectivos modelos cranianos reconstruídos. Nesta versão do trabalho, a avaliação concentra-se na validação inicial do conceito do CranioSynth, conduzida a partir de um caso real representativo (TC_01). O experimento tem como objetivo demonstrar a viabilidade do fluxo completo proposto, contemplando a entrada estruturada dos dados, a parametrização assistida por LLM, a aplicação do defeito e sua validação determinística. A análise estatística em larga escala sobre a base completa é prevista como etapa subsequente, destinada à avaliação sistemática da robustez, variabilidade e capacidade de generalização da abordagem. Na Figura 6 são apresentados exemplos dos modelos cranianos reconstruídos que compõem a base local. Na Tabela 2 estão apresentados os metadados utilizados.

4.1. Validação Preliminar do Módulo Assistido por LLM

A validação preliminar do módulo assistido por LLM foi realizada em um caso real de tomografia computadorizada da base local. O exame utilizado possui 232 fatias axiais em formato DICOM, com volume reconstruído de $232 \times 512 \times 512$ voxels na ordem (z, y, x), *PixelSpacing* de $0,4300 \times 0,4300$ mm e espaçamento entre fatias de $0,8000$ mm. A segmentação óssea foi realizada por limiarização com $HU > 300$, seguida da preservação da maior componente conectada. A máscara óssea resultante apresentou 2.843.992 voxels na maior componente, correspondendo a um volume ósseo estimado de aproximadamente $420,68$ cm^3. A partir desses dados, foi gerado um arquivo JSON contendo os metadados

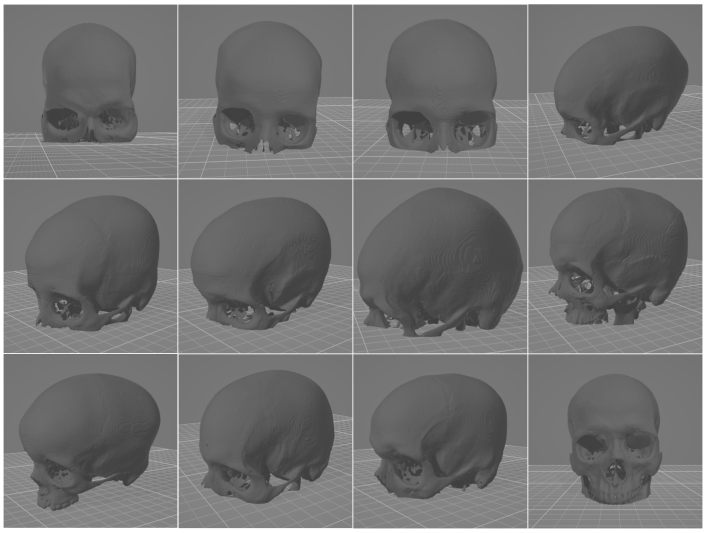


Figura 6. Exemplos de crânios reconstruídos para composição da base de dados utilizada nos experimentos.

geométricos do volume, as restrições anatômicas do CranioSynth e uma lista de centros candidatos associados a regiões anatômicas da calota craniana. O modelo de linguagem recebeu esse JSON juntamente com um *prompt* restritivo, no qual foi instruído a selecionar apenas um ponto da lista fornecida, evitar regiões próximas à base do crânio, respeitar a região anatômica alvo e retornar exclusivamente uma resposta em formato JSON.

Para este experimento, a região-alvo definida foi frontoparietal esquerda. O LLM selecionou o ponto candidato P01, com centro em voxel $(158, 208, 312)$, e sugeriu raios elipsoidais $(18, 42, 34)$ na ordem (r_z, r_y, r_x). A justificativa retornada indicou que o ponto selecionado coincidia com a região-alvo, estava associado à porção superior-lateral da calota craniana e permanecia afastado da base do crânio. Em seguida, a saída do LLM foi submetida ao módulo determinístico do CranioSynth, responsável por aplicar a máscara elipsoidal sobre a segmentação óssea e validar interseção com voxels ósseos, conectividade da região removida e volume removido relativo. Na Figura 7 está apresentado o resultado visual da aplicação do defeito sobre a TC. A região destacada em vermelho corresponde aos voxels ósseos removidos pela máscara elipsoidal, enquanto o ponto em azul representa o centro geométrico da parametrização retornada pelo LLM. Os resultados quantitativos estão apresentados na Tabela 3.

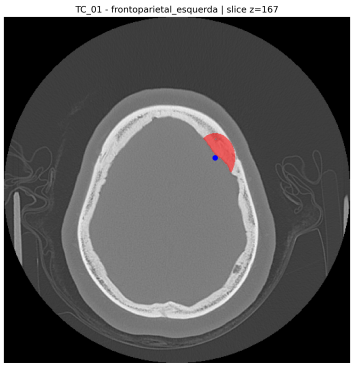


Figura 7. Resultado preliminar da geração de defeito sintético assistida por LLM no caso TC_01. A região removida está destacada em vermelho e o centro geométrico da parametrização está indicado em azul.

Tabela 3. Resultado preliminar da parametrização assistida por LLM e validação determinística no caso TC_01.

Parâmetro	Valor
Caso	TC_01
Modelo utilizado	GPT-4o
Ponto selecionado	P01
Região anatômica	Frontoparietal esquerda
Centro em voxel (z, y, x)	$(158, 208, 312)$
Raios em voxel (r_z, r_y, r_x)	$(18, 42, 34)$
Voxels removidos	20.293
Volume removido	3.001,74 mm^3
Volume removido relativo	0,7135%
Componentes detectadas	1
Validação determinística	Aprovado

4.2. Análise Preliminar dos Resultados

O resultado obtido demonstra a viabilidade do fluxo proposto para integração entre parametrização assistida por LLM e validação determinística. Diferentemente da versão inicial do *pipeline*, baseada em coordenadas fixas para o centro do defeito, a nova abordagem permite que a seleção do ponto e dos raios seja realizada a partir de uma entrada estruturada, contendo metadados geométricos e restrições anatômicas explícitas.

No caso avaliado, o LLM selecionou um centro associado à região frontoparietal esquerda, compatível com a região-alvo definida no experimento. A etapa determinística confirmou que a máscara removida apresentou interseção com a estrutura óssea segmentada, formou uma única componente conectada e removeu apenas 0,7135% do volume ósseo estimado, permanecendo abaixo do limite máximo estabelecido. Esses resultados indicam que o fluxo é capaz de produzir uma parametrização rastreável, auditável e geometricamente válida.

Do ponto de vista anatômico, o defeito gerado localiza-se em região superior-lateral da calota craniana, compatível com a região frontoparietal esquerda definida como alvo. A máscara removida não se encontra próxima à base do crânio e apresenta uma única região principal, o que reforça a coerência geométrica do resultado preliminar. O ponto em azul apresentado na Figura 7 deve ser interpretado como o centro geométrico da parametrização elipsoidal, e não como uma anotação clínica direta sobre a superfície óssea.

A avaliação apresentada ainda é preliminar e foi realizada em um único caso real de TC. A base local disponível contém mais de 300 exames e modelos cranianos reconstruídos, o que permitirá, em trabalhos futuros imediatos, expandir a validação para múltiplos casos, quantificando a distribuição anatômica dos pontos selecionados, a taxa de aprovação das validações determinísticas e a variabilidade dos volumes removidos.

5. Discussão

A abordagem proposta ataca uma limitação direta do fluxo inicial: a dependência de um ponto fixo para geração do defeito. Embora suficiente para demonstrar a viabilidade da reconstrução craniana 3D, essa escolha reduz a diversidade dos exemplos gerados e dificulta a construção de uma base sintética mais representativa.

Com a parametrização assistida por LLM, a escolha do centro e dos parâmetros passa a considerar informações extraídas da própria TC, sem transferir ao modelo responsabilidade direta sobre a imagem médica bruta. O LLM traduz intenções semânticas e clínicas, como localização, lateralidade e extensão, em parâmetros coerentes, atuando como filtro heurístico para reduzir o espaço de busca e favorecer a plausibilidade dos defeitos, enquanto o módulo determinístico assegura sua validade geométrica. Além disso, em trabalhos futuros, o CranioSynth pode apoiar modelos generativos, como GANs e LDMs, ao fornecer dados sintéticos controlados e rotulados, contribuindo para mitigar a escassez de dados para treinamento e avaliação.

A integração de LLMs é estritamente limitada ao suporte de parametrização, mitigando riscos de alucinações por não operar em imagens brutas. Embora o uso de elipsoides busque uma representação geométrica mais adequada do que blocos cúbicos, reconhece-se que defeitos reais podem possuir contornos complexos, assimetrias e irregularidades que não são completamente representadas por uma formulação elipsoidal simples. A plausibilidade clínica dos defeitos gerados ainda requer avaliação por especialistas humanos.

Outro ponto relevante é a preservação explícita da máscara do defeito. Essa saída permite gerar uma prótese sintética de referência, útil para futuras tarefas supervisionadas de segmentação, reconstrução ou geração automática de próteses. Ainda assim, a abordagem não deve ser interpretada como ferramenta clínica autônoma. As regiões anatômicas usadas são aproximações geométricas, e o LLM atua apenas como apoio à parametrização, sem realizar interpretação diagnóstica ou decisão clínica.

A principal limitação desta etapa é o escopo preliminar da validação experimental, conduzida em um único caso real. Dessa forma, os resultados atuais demonstram a viabilidade do fluxo proposto, mas ainda não permitem concluir sobre robustez estatística, diversidade anatômica ampla ou desempenho em larga escala. A expansão para a base local completa será necessária para avaliar a distribuição dos defeitos gerados, a taxa de rejeição das parametrizações e a variabilidade dos volumes removidos.

6. Conclusão e Trabalhos Futuros

Este artigo apresentou o CranioSynth, um *pipeline* para geração sintética de defeitos cranianos que combina informações geométricas extraídas de exames de tomografia computadorizada, regras anatômicas explícitas e parametrização assistida por modelos de linguagem de larga escala. A abordagem proposta parte de imagens DICOM, realiza a segmentação da estrutura óssea, a reconstrução tridimensional do crânio e a extração de descritores geométricos que servem de base para a definição dos defeitos. Nesse contexto, o LLM atua como mecanismo de apoio à parametrização, enquanto a aplicação dos defeitos e as etapas de validação permanecem determinísticas, garantindo rastreabilidade, reprodutibilidade e conformidade com as restrições anatômicas estabelecidas.

O resultado preliminar obtido indica que a substituição de uma estratégia baseada em coordenadas fixas por um processo estruturado e orientado por regras permite gerar defeitos cranianos de forma mais controlada, rastreável e auditável. A validação realizada em um caso real demonstrou que a parametrização retornada pelo LLM pôde ser aplicada à máscara óssea e aprovada por critérios determinísticos de conectividade, interseção óssea e volume removido relativo.

Como trabalhos futuros, pretende-se expandir a validação para a base local disponí-

vel, composta por mais de 300 exames de TC e respectivos modelos cranianos reconstruídos. Essa expansão permitirá quantificar a distribuição anatômica dos defeitos gerados, a taxa de aprovação das validações determinísticas e a variabilidade dos volumes removidos. Também serão investigadas estratégias para geração de defeitos mais complexos e heterogêneos, incluindo métodos probabilísticos e modelos generativos baseados em aprendizado profundo, como *Variational Autoencoders* (VAEs) e modelos de difusão, visando aumentar o realismo anatômico e a variabilidade dos defeitos sintéticos produzidos.

Agradecimentos

Este trabalho foi apoiado em parte pela Universidade Federal de Campina Grande (UFCG) e em parte pelo Projeto Base iSOP apoiado pelo Centro de Competência Embrapii Virtus em Hardware Inteligente Para Indústria (VIRTUS-CC), por meio do Programa Prioritário (PPI) HardwareBR do Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação (MCTI), firmado com a Empresa Brasileira de Pesquisa e Inovação Industrial (EMBRAPII), sob concessão 055/2023.

Referências

Fedorov, A. et al. (2012). 3d slicer as an image computing platform for the quantitative imaging network. *Magnetic Resonance Imaging*, 30(9):1323–1341.

Kropla, F. et al. (2023). Development of 3d printed patient-specific skull implants based on 3d surface scans. *3D Printing in Medicine*, 9(19).

Li, J. et al. (2023). Towards clinical applicability and computational efficiency in automatic cranial implant design: An overview of the autoimplant 2021 cranial implant design challenge. *Medical Image Analysis*, 88:102865.

Liu, T. et al. (2024). 3d reconstruction of bone ct scan images based on deformable convex hull. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 62:551–561.

Lorensen, W. E. and Cline, H. E. (1987). Marching cubes: A high resolution 3d surface construction algorithm. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 21(4):163–169.

Moor, M., Banerjee, O., Abad, Z. S. H., Krumholz, H. M., Leskovec, J., Topol, E. J., and Rajpurkar, P. (2023). Foundation models for generalist medical artificial intelligence. *Nature*, 616(7956):259–265.

Nimje, T. G. et al. (2024). Revolutionizing healthcare with 3d printing: Current applications and future prospects. In *2024 Parul International Conference on Engineering and Technology*, pages 1–6.

Pinaya, W. H. L. et al. (2022). *Brain Imaging Generation with Latent Diffusion Models*, page 117–126. Springer Nature Switzerland.

Sharma, N. and Aggarwal, L. M. (2010). Automated medical image segmentation techniques. *Journal of Medical Physics*, 35(1):3–14.

van der Walt, S., Schönberger, J. L., Nunez-Iglesias, J., Boulogne, F., Warner, J. D., Yager, N., Gouillart, E., and Yu, T. (2014). scikit-image: Image processing in python. *PeerJ*, 2:e453.

Zhou, Q.-Y., Park, J., and Koltun, V. (2018). Open3d: A modern library for 3d data processing.