



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
FACULDADE DE ENGENHARIA CIVIL**



MARIA EDUARDA ALVES PEREIRA

**AVALIAÇÃO DO IMPACTO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA
ACURÁCIA DE LEVANTAMENTOS DE QUANTITATIVOS:
UM ESTUDO COMPARATIVO VOLTADO À TOMADA DE DECISÃO
EM ENGENHARIA DE CUSTOS**

Belém, PA

2026

MARIA EDUARDA ALVES PEREIRA

**AVALIAÇÃO DO IMPACTO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA
ACURÁCIA DE LEVANTAMENTOS DE QUANTITATIVOS:
UM ESTUDO COMPARATIVO VOLTADO À TOMADA DE DECISÃO
EM ENGENHARIA DE CUSTOS**

Trabalho de conclusão de curso apresentado a Faculdade de Engenharia Civil, da Universidade Federal do Pará, como requisito para a obtenção do grau de bacharela em Engenharia Civil.

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Rassy Teixeira

Belém, PA

2026

Ficha Catalográfica

MARIA EDUARDA ALVES PEREIRA

**AVALIAÇÃO DO IMPACTO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA ACURÁCIA DE
LEVANTAMENTOS DE QUANTITATIVOS:**

**UM ESTUDO COMPARATIVO VOLTADO À TOMADA DE DECISÃO EM
ENGENHARIA DE CUSTOS**

Trabalho de conclusão de curso apresentado a
Faculdade de Engenharia Civil, da
Universidade Federal do Pará, como requisito
para a obtenção do grau de bacharela em
Engenharia Civil.

Data da aprovação: __/__/2026.

Conceito:

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. MARCELO RASSY TEIXEIRA
(10/07/2026/UFPA – Orientador)

Eng. Fábio Yamanaka
(10/07/2026/UFPA– Coorientador)

Prof. Dr. RODRIGO DA CRUZ
(10/07/2026/UFPA – Examinador Interno)

Eng. Fahir Rodrigo
(10/07/2026– Examinador Externo)

Belém, PA

2026

Dedico este trabalho à minha família, que
é a minha fundação profunda.

Provérbios 16:3
*Consagre ao Senhor tudo o que você faz,
e os seus planos serão bem-sucedidos*

AGRADECIMENTOS

A Deus, que guiou todos os meus passos desde o ventre da minha mãe para que eu chegasse exatamente onde estou hoje. Tudo é por Ele e para Ele.

À minha avó, Maria Hilma, minha Mulher-Maravilha, que me ensinou na prática o que é ser uma mulher forte e independente, e que despertou em mim o amor por construir casas.

À minha mãe, Luciana, que com muita luta e esforço me trouxe até aqui. Obrigada por ser o meu maior exemplo e por sempre me manter no caminho certo.

À minha tia, Luana, que me ensinou a ser resiliente diante das dificuldades, e ao meu tio, que sempre esteve presente como um porto seguro quando eu mais precisei.

Aos meus irmãos, Carlos e Samuel, que chegaram iluminando a minha vida e me deram a imensa honra de ser irmã mais velha. E aos meus primos, Gabriel e João, que ocupam um espaço gigante no meu coração.

Ao Felipe Alencar, que desde o início do nosso relacionamento me apoiou, comemorou e lamentou comigo cada passo.

A todos os professores que acreditaram no meu potencial ao longo de toda a minha formação, com um agradecimento muito especial ao meu coordenador do IF, por todo o incentivo que foi fundamental para a minha trajetória.

À equipe da sala técnica de engenharia da Quadra, pelo acolhimento, convivência e aprendizado diário. Em especial, ao Fahir Rodrigo e ao Lucas Ferreira, pela paciência, pelas orientações valiosas e pela parceria que tornaram a conclusão desta etapa possível.

RESUMO

A inserção de ferramentas de Inteligência Artificial (IA) no setor da construção civil tem provocado mudanças significativas nos processos de engenharia de custos, exigindo a validação técnica de novas tecnologias frente aos métodos tradicionais. O presente trabalho tem como objetivo avaliar a acurácia de Grandes Modelos de Linguagem Multimodais (GPT, Claude e Gemini) na extração de levantamentos quantitativos de fundações, visando subsidiar a tomada de decisão em orçamentos executivos. Realizou-se um estudo comparativo de caso em um edifício residencial de grande porte, confrontando-se os volumes de concreto, áreas de fôrma e volumes de escavação de 14 blocos estruturais extraídos pelo método convencional (planilha eletrônica) e pelo método automatizado (Inferência Única). A metodologia baseou-se na aplicação de engenharia de *prompt* e na análise do Erro Relativo Percentual em módulo, adotando-se uma margem limite de aceitabilidade de 5%. Os resultados demonstraram um cenário tecnológico polarizado: enquanto as arquiteturas GPT e Gemini atingiram alta precisão técnica, com erros acumulados inferiores a 1,2% em todas as categorias de insumos, o modelo Claude apresentou instabilidade matemática e geométrica, com desvios que atingiram 16,15%. O estudo mapeou limitações severas na interpretação de geometrias poligonais complexas e identificou inconsistências estocásticas geradas por ruídos textuais na nomenclatura dos elementos. Conclui-se que, para a amostra de fundações analisada, a IA demonstrou potencial de otimização do fluxo de trabalho, sugerindo uma transição do papel do engenheiro para atividades de auditoria, validando-se como uma ferramenta de apoio à decisão, e não como um mecanismo de substituição autônoma do raciocínio humano.

Palavras-chave: Orçamentos, Engenharia de custos, Inteligência artificial, ChatGPT.

ABSTRACT

The integration of Artificial Intelligence (AI) tools into the construction industry has led to significant changes in engineering cost processes, requiring the technical validation of new technologies against traditional methods. The present study aims to evaluate the accuracy of Large Multimodal Language Models (GPT, Claude, and Gemini) in the extraction of quantity takeoffs for foundations, aiming to support decision-making in executive budgeting. A comparative case study was conducted on a large residential building, confronting the concrete volumes, formwork areas, and excavation volumes of 14 structural blocks extracted by the conventional method (spreadsheet) and the automated method (Single-Pass Inference). The methodology was based on prompt engineering and the analysis of the absolute Percentage Relative Error, adopting an acceptable limit margin of 5%. The results demonstrated a polarized technological landscape: while the GPT and Gemini architectures achieved high technical precision, with accumulated errors below 1.2% in all input categories, the Claude model presented mathematical and geometric instability, with deviations reaching 16.15%. The study mapped severe limitations in the interpretation of complex polygonal geometries and identified stochastic inconsistencies generated by textual noise in element nomenclature. It is concluded that, for the analyzed sample of foundations, AI demonstrated potential to optimize the workflow, suggesting a transition of the engineer's role towards auditing activities, validating itself as a decision-support tool rather than an autonomous mechanism for replacing human reasoning.

Keywords: Budgeting; Cost Engineering; Artificial Intelligence; ChatGPT.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Fluxo de processos de orçamento	20
Figura 2 - Exemplo de composição de custos unitários	22
Figura 3 - Estrutura Evolutiva da Inteligência Artificial	25
Figura 4 - Fluxograma metodologia.....	27

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Estrutura do Prompt de Comando Utilizado para o Levantamento Automatizado	32
--	----

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Comparativo de Quantitativo de concreto: Método Convencional vs. Modelos de IA	39
Tabela 2- Comparativo de Quantitativo de Fôrmas: Método Convencional vs. Modelos de IA.....	40
Tabela 3- Comparativo de Quantitativo de escavação: Método Convencional vs. Modelos de IA	41
Tabela 4 - Análise de Erro Global (Acumulado)	42

LISTA DE SÍMBOLOS, ABREVIATURAS E SIGLAS

BIM	<i>Building Information Modeling</i> (Modelagem da Informação da Construção)
CAD	<i>Computer-Aided Design</i> (Desenho Assistido por Computador)
CUB	Custo Unitário Básico
GPT	<i>Generative Pre-trained Transformer</i>
IA	Inteligência Artificial
IBEC	Instituto Brasileiro de Engenharia de Custos
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IoT	<i>Internet of Things</i> (Internet das Coisas)
LLM	<i>Large Language Model</i> (Grande Modelo de Linguagem)
LOD	<i>Level of Development</i> (Nível de Desenvolvimento)
NBR	Norma Brasileira
OCR	<i>Optical Character Recognition</i> (Reconhecimento Óptico de Caracteres)
ORSE	Orçamento de Obras de Sergipe
PDF	<i>Portable Document Format</i> (Formato de Documento Portátil)
PLN	Processamento de Linguagem Natural
SINAPI	Sistema Nacional de Pesquisa de Custos e Índices da Construção Civil
SEOP	Secretaria de estado de obras públicas

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	15
1.1	Problema da Pesquisa	15
1.2	Justificativa	16
1.3	Objetivos	17
1.3.1	Objetivo Geral	17
1.3.2	Objetivos Específicos.....	17
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	18
2.1	ENGENHARIA DE CUSTOS	18
2.2	ORÇAMENTO.....	19
2.2.1	Levantamento de quantitativos	20
2.2.2	Cotação de insumos	21
2.2.3	Composição de custos unitários	21
2.3	INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL.....	22
2.3.1	Conceitos fundamentais e evolução	22
2.3.2	Processamento de linguagem natural e LLMs	23
2.3.3	A IA na indústria da construção (<i>Construction 4.0</i>).....	25
3	METODOLOGIA.....	27
3.1	Classificação e delineamento da Pesquisa	28
3.2	Objeto de estudo e caracterização do projeto.....	28
3.2.1	Limitações Tecnológicas e Expansão do Objeto de Estudo	29
3.3	Procedimento de levantamento convencional (Método de referência)	30
3.4	Procedimento de levantamento via Inteligência Artificial	31
3.4.1	Engenharia de Prompt (Comando Técnico).....	31
3.5	Critérios de Quantificação e Parâmetros Geométricos	33
3.6	Tratamento e Análise de Dados.....	34

3.6.1 Critérios de Aceitabilidade e Classificação	35
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	38
4.1 Apresentação dos Resultados	38
4.2 Análise de Acurácia Global e Triangulação	41
4.3 Análise das Divergências e Estabilidade do Modelo.....	43
5 CONCLUSÃO.....	44
5.1 Considerações Finais	44
5.2 Sugestões para Trabalhos Futuros.....	45
6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	46
APÊNDICE.....	48
ANEXO	52

1 INTRODUÇÃO

A indústria da construção civil desempenha um papel central na economia global, caracterizando-se por ser um setor de capital intensivo e de longos ciclos de produção. No entanto, o setor enfrenta historicamente o desafio das baixas margens de lucro e da necessidade rigorosa de controle financeiro. Neste cenário, a Engenharia de Custos assume uma função estratégica, não se limitando apenas à precificação de serviços, mas atuando como um sistema fundamental de planejamento e gestão de viabilidade dos empreendimentos (DIAS, 2003).

A elaboração de um orçamento de obras assertivo fundamenta-se em três pilares principais: o levantamento de quantitativos, a cotação de insumos e a composição de custos unitários. Dentre estas etapas, a literatura técnica e a prática de mercado identificam o levantamento de quantitativos como a fase mais crítica e onerosa do processo (TISAKA, 2011). Estima-se que esta etapa consuma a maior parcela do tempo do orçamentista, exigindo a interpretação minuciosa de projetos bidimensionais (2D) e a realização de cálculos repetitivos para a extração de volumes e áreas (GOLDMAN, 2004).

A precisão nesta fase inicial é determinante para a confiabilidade do orçamento final. Um erro no levantamento da geometria de uma fundação, por exemplo, gera um efeito cascata que distorce não apenas o custo direto dos materiais (como concreto e aço), mas também impacta o dimensionamento das equipes, o cronograma de execução e os custos indiretos (MATTOS, 2019). Portanto, a busca por métodos que aumentem a acurácia e a velocidade desta etapa é uma demanda constante na engenharia moderna, impulsionando a transição dos métodos manuais tradicionais para novas tecnologias de automação (AWOLUSI *et al.*, 2018).

1.1 Problema da Pesquisa

Apesar da crescente digitalização da construção civil impulsionada pela metodologia *Building Information Modeling* (BIM), Ghimire, Kim e Acharya (2024) apontam que uma parcela expressiva dos projetos no mercado brasileiro ainda é fornecida em formatos bidimensionais e não estruturados, como arquivos *Portable Document Format* (PDF) e *Computer-Aided Design* (CAD). Nesses cenários, a extração de quantitativos permanece majoritariamente dependente da interpretação

humana e do preenchimento manual de planilhas eletrônicas, processo que, embora consolidado, é suscetível a falhas operacionais e consome recursos técnicos valiosos (TAVES, 2014).

O recente avanço dos Grandes Modelos de Linguagem - *Large Language Models* – (LLMs), exemplificado pelo *Generative Pre-trained Transformer* (GPT), introduz a possibilidade de automatizar essa interpretação visual e textual (ZHAO *et al.*, 2023). Contudo, a aplicação de Inteligência Artificial (IA) Generativa em tarefas de engenharia exata suscita questionamentos sobre a confiabilidade dos dados gerados, especialmente diante de geometrias não convencionais e da responsabilidade financeira inerente a um orçamento executivo, visto que tais modelos são estatísticos e propensos a alucinações técnicas (BOMMASANI *et al.*, 2021; MA *et al.*, 2025).

Diante desse contexto, este trabalho busca responder à seguinte questão norteadora:

Qual é o grau de precisão e segurança técnica da Inteligência Artificial Generativa na realização de levantamentos quantitativos de fundações, e quais são as limitações geométricas que podem comprometer a assertividade da tomada de decisão em engenharia de custos?

1.2 Justificativa

A relevância deste estudo fundamenta-se na necessidade urgente de modernização dos processos de gestão na construção civil. O setor, historicamente marcado por baixos índices de digitalização e produtividade, encontra na IA Generativa uma oportunidade inédita de ruptura tecnológica (KAPLAN; HAENLEIN, 2019). Validar a aplicação de LLMs para a leitura de projetos não estruturados preenche uma lacuna crítica deixada pela adoção ainda parcial do BIM no mercado nacional, oferecendo uma alternativa eficiente para escritórios que lidam majoritariamente com documentação em 2D (GHIMIRE; KIM; ACHARYA, 2024).

Do ponto de vista econômico, a justificativa reside na mitigação de riscos financeiros. A etapa de levantamento quantitativo é a base de todo o orçamento; portanto, compreender a precisão e as limitações geométricas da IA é vital para evitar distorções de custo que comprometam a viabilidade dos empreendimentos (GOLDMAN, 2004). Ao mensurar estatisticamente a margem de erro da ferramenta,

este trabalho fornece subsídios técnicos para que gestores decidam com segurança sobre a adoção da tecnologia (MA *et al.*, 2025).

Sob a ótica profissional, a pesquisa justifica-se pela valorização do capital intelectual do engenheiro de custos. A automação de tarefas repetitivas e operacionais permite a realocação do tempo técnico para atividades de alto valor agregado, como a engenharia de valor, a análise de cenários construtivos e a negociação estratégica de insumos (MATTOS, 2019). Dessa forma, o estudo contribui para a evolução do perfil do orçamentista, que transita de um papel operacional de extração de dados para uma função analítica de suporte à tomada de decisão.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo Geral

Analisar a eficácia da IA como ferramenta de suporte à tomada de decisão na Engenharia de Custos, por meio de um estudo comparativo de acurácia e produtividade no levantamento de quantitativos de infraestrutura.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Executar o levantamento de quantitativos de um projeto de fundação por meio do método convencional (manual) e via ferramenta de IA;
- Comparar os resultados obtidos, identificando o erro relativo;
- Propor diretrizes de validação humana para o uso de IA na orçamentação, identificando os limites de confiabilidade da ferramenta para a tomada de decisão gerencial.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A revisão bibliográfica constitui uma etapa fundamental para a fundamentação teórica deste estudo, proporcionando a base conceitual necessária para a análise proposta. Inicialmente, o capítulo aborda os fundamentos da Engenharia de Custos, enfatizando seu papel estratégico na gestão financeira e na viabilidade de empreendimentos. Em seguida, discute-se o orçamento de obras, detalhando sua estrutura analítica e as etapas de sua elaboração, com destaque específico para o levantamento de quantitativos, apontado como a fase de maior impacto na precisão das estimativas. Por fim, exploram-se as bases teóricas da IA Generativa, contemplando sua evolução, o funcionamento dos LLMs e sua aplicação emergente na automação de processos e na tomada de decisão na construção civil.

2.1 ENGENHARIA DE CUSTOS

De acordo com Dias (2003), a Engenharia de Custos é a área da engenharia na qual princípios, normas, critérios e experiência são aplicados para a resolução de problemas relacionados à estimativa de custos, avaliação econômica, planejamento, gerenciamento e controle de empreendimentos. Dessa forma, essa disciplina torna-se fundamental para a gestão eficiente dos recursos em projetos de construção civil, garantindo maior previsibilidade e assertividade nas decisões financeiras.

Corroborando essa visão, o Instituto Brasileiro de Engenharia de Custos (IBEC) define a área como essencial para o planejamento e controle financeiro, sendo responsável pela aplicação de metodologias e técnicas que possibilitam uma estimativa precisa dos recursos necessários. A instituição destaca ainda que a atuação da engenharia de custos não se restringe à fase inicial do orçamento, mas deve acompanhar todo o ciclo de vida do projeto, assegurando sua viabilidade econômica global.

Portanto, a Engenharia de Custos transcende a simples elaboração de planilhas orçamentárias. Sua importância estratégica reside na capacidade de gerenciar recursos e apoiar a tomada de decisões em projetos de construção. A utilização de metodologias quantitativas e qualitativas, conforme preconizado pelo

IBEC, garante a precisão nas estimativas, contribuindo diretamente para a redução de desperdícios e para a maximização da eficiência econômica das obras.

2.2 ORÇAMENTO

O orçamento de uma obra é frequentemente confundido com o simples levantamento de seus custos, contudo, na Engenharia de Custos, estes conceitos possuem distinções fundamentais que impactam diretamente a viabilidade dos negócios. Enquanto o custo representa o gasto real ou previsto com insumos, mão de obra e equipamentos para a execução dos serviços por parte do construtor, o orçamento expressa a precificação final que será comercializada, englobando as despesas diretas, indiretas e a margem de lucro esperada. Segundo Taves (2014), o orçamento de uma obra fundamenta-se em um conjunto coordenado de serviços planejados e previstos, necessários à execução integral do empreendimento, variando substancialmente conforme a tipologia do serviço e as diretrizes contratuais adotadas.

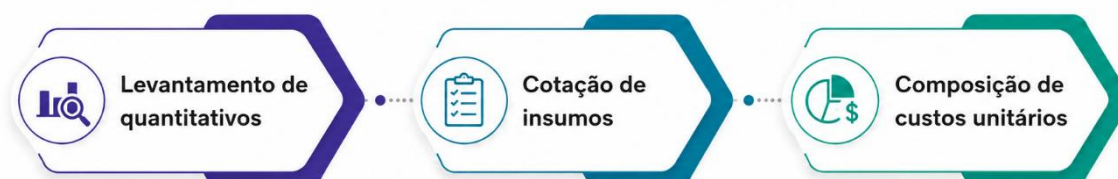
Dessa forma, o orçamento desempenha um papel crucial em todo o ciclo de vida de um projeto. Para Mattos (2019), o orçamento não é um exercício de futurologia, mas sim a determinação do custo provável de execução, fundamentada em projetos, especificações técnicas e análise de condicionantes locais. Sua utilização inicia-se na fase de viabilidade, auxiliando na análise econômica preliminar, e estende-se até a etapa de execução, servindo como bússola para o monitoramento das despesas e controle de desperdícios.

No entanto, é fundamental distinguir Estimativa de Custo de Orçamento Analítico. Goldman (2004) esclarece que a estimativa é uma avaliação expedita, baseada em indicadores históricos como o Custo Unitário Básico (CUB), útil apenas para estudos preliminares. Já o Orçamento Analítico, foco deste trabalho, exige a decomposição detalhada de todos os serviços, sendo o único instrumento capaz de garantir a precisão necessária para a construção civil.

A elaboração deste orçamento analítico segue um rito processual bem definido. Tisaka (2011) afirma que para iniciar um orçamento é mandatório estudar, analisar e entender o conjunto detalhado dos fatores que compõem o projeto, dividindo o processo em três etapas fundamentais: o levantamento de quantitativos, a cotação de insumos e a composição de custos unitários. Dentre estas, a etapa de levantamento

de quantitativos destaca-se como a mais crítica, pois qualquer erro na mensuração física do projeto invalida a precisão dos custos unitários subsequentes, gerando distorções financeiras irreversíveis. O fluxo detalhado desse processo é apresentado na Figura 1:

Figura 1 - Fluxo de processos de orçamento



Fonte: Autora (2026).

2.2.1 Levantamento de quantitativos

O levantamento de quantitativos é a etapa inicial e fundamental do processo de orçamentação. Segundo Mattos (2019), esta fase consiste na extração das quantidades físicas de cada serviço a partir da interpretação das dimensões constantes nos projetos técnicos (arquitetura, estrutura e instalações) e nas especificações do memorial descritivo. É o momento em que o orçamentista traduz desenhos geométricos em números e unidades de medida.

A literatura técnica é unânime quanto à criticidade desta etapa. Goldman (2004) alerta que o levantamento quantitativo é a principal fonte de erros em orçamentos, pois equívocos na mensuração de volumes ou áreas propagam-se linearmente para o custo final, independentemente da precisão dos preços unitários adotados. Se a quantidade está errada, o valor final estará necessariamente errado.

Além da responsabilidade técnica, esta fase exige um grande esforço operacional. Tisaka (2011) destaca que a interpretação de projetos bidimensionais (2D) e a realização dos cálculos geométricos consomem a maior parte do tempo disponível para a elaboração do orçamento. A complexidade aumenta em projetos com geometrias irregulares ou falta de detalhamento, exigindo do profissional não apenas conhecimento matemático, mas uma apurada visão espacial e experiência construtiva para inferir informações não explícitas nos desenhos.

2.2.2 Cotação de insumos

Uma vez quantificados os serviços, a etapa subsequente consiste na atribuição de valores monetários aos insumos necessários para a execução da obra. Segundo Mattos (2019), a cotação de preços é um processo dinâmico de pesquisa de mercado, visando obter o custo atualizado de materiais, mão de obra e equipamentos na região onde o empreendimento será edificado. Diferente das grandezas geométricas do projeto, que são imutáveis, os preços dos insumos sofrem oscilações constantes devido à inflação, sazonalidade e disponibilidade de oferta.

Para garantir a confiabilidade desta etapa, é comum a utilização de sistemas de referência oficiais. Tisaka (2011) destaca a importância de bases de dados consolidadas, como o SINAPI (Sistema Nacional de Pesquisa de Custos e Índices da Construção Civil), mantido pela Caixa Econômica Federal e pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Estas tabelas fornecem parâmetros de preços coletados mensalmente, servindo como balizadores de mercado e, em muitos casos, como referência obrigatória para obras públicas.

No entanto, a simples aplicação de tabelas nem sempre reflete a realidade da negociação direta. Goldman (2004) alerta que o orçamentista deve estar atento às especificidades da obra, pois grandes volumes de compra ou condições especiais de pagamento podem resultar em custos inferiores aos das tabelas referenciais, exigindo uma cotação direta com fornecedores para refinar a precisão do orçamento.

2.2.3 Composição de custos unitários

As composições de custos unitários refere-se aos custos diretos do orçamento, segundo Dias (2003). Entende-se como custo unitário de serviço o somatório das despesas efetuadas e calculadas pelo construtor para a sua execução, distribuídas pelos diferentes elementos constituintes, por unidade de produção, obedecendo as especificações estabelecidas para os serviços no projeto e/ou especificações.

Existem modelos padronizados de tabelas de composições de custos unitários, sua representação deve conter os nomes dos seus elementos, as unidades de quantificação e os indicadores de consumo, produtividade e eficiência (Caixa. 2023).

A constituição de uma composição é dada por:

- a. Descrição - Caracteriza o serviço, explicitando os fatores que impactam na formação de seus coeficientes e que diferenciam a composição unitária das demais;
 - b. Unidade de medida - Unidade física de mensuração do serviço representado;
 - c. Itens de formação - Elementos necessários à execução de um serviço, podendo ser insumos (materiais, equipamentos ou mão de obra) e/ou composições auxiliares;
 - d. Coeficientes de consumo e produtividade - Quantificação dos itens de formação considerados na composição de custo de um determinado serviço. (Caixa, 2023).
- A estrutura visual e a correta distribuição desses elementos em uma planilha de referência prática podem ser observadas no exemplo da Figura 2.

Figura 2 - Exemplo de composição de custos unitários

COMPOSIÇÃO					
Item	Código	Descrição	Situação	Unid.	Coef.
I	650	BLOCO DE VEDACAO DE CONCRETO, 9 X 19 X 39 CM (CLASSE C - NBR 6136)	ATIVO	UN	13,60000
I	34557	TELA DE ACO SOLDADA GALVANIZADA/ZINCADA PARA ALVENARIA, FIO D = '1,20 A 1,70' MM, MALHA 15 X 15 MM, (C X L) '50 X 7,5' CM	ATIVO	M	0,42000
I	37395	PINO DE ACO COM FURO, HASTE = 27 MM (ACAO DIRETA)	ATIVO	CENTO	0,00500
C	87292	ARGAMASSA TRAÇO 1:2:8 (EM VOLUME DE CIMENTO, CAL E AREIA MÉDIA ÚMIDA) PARA EMBOÇO/MASSA ÚNICA/ASSENTAMENTO DE ALVENARIA DE VEDAÇÃO, PREPARO MECÂNICO COM BETONEIRA 400 L. AF_08/2019	ATIVO	M3	0,00870
C	88309	PEDREIRO COM ENCARGOS COMPLEMENTARES	ATIVO	H	0,73000
C	88316	SERVENTE COM ENCARGOS COMPLEMENTARES	ATIVO	H	0,36500

Fonte: Adaptado Caixa (2023).

2.3 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

2.3.1 Conceitos fundamentais e evolução

A IA pode ser definida, em termos gerais, como o ramo da ciência da computação dedicado ao desenvolvimento de sistemas capazes de realizar tarefas que, historicamente, exigiriam inteligência humana. Segundo Russell e Norvig (2013), o objetivo da IA não é apenas replicar o comportamento humano, mas agir racionalmente, ou seja, operar de forma a maximizar a probabilidade de sucesso em atingir um objetivo específico, baseando-se nas informações disponíveis.

Embora o termo tenha sido cunhado por John McCarthy em 1956, durante a Conferência de Dartmouth, a evolução da área passou por diversas fases.

Inicialmente focada em regras lógicas rígidas ("se acontecer X, faça Y"), a IA moderna evoluiu para o aprendizado de máquina (Machine Learning). Kaplan e Haenlein (2019) definem esta nova era como a capacidade de um sistema interpretar corretamente dados externos, aprender a partir desses dados e utilizar esse aprendizado para atingir objetivos específicos e tarefas flexíveis através de adaptação.

Atualmente, a IA é classificada em dois grandes grupos: a IA "Fraca" (Narrow AI), projetada para tarefas específicas como reconhecimento de imagem ou jogar xadrez; e a IA "Forte" (*General AI*), que possuiria capacidade cognitiva ampla similar à humana. As ferramentas utilizadas na engenharia atual, incluindo os modelos de linguagem, enquadram-se na categoria de IA Fraca, pois são especialistas em processar grandes volumes de dados, mas não possuem consciência ou intencionalidade própria (RUSSELL; NORVIG, 2013).

2.3.2 Processamento de linguagem natural e LLMs

O Processamento de Linguagem Natural (PLN) é a subárea da inteligência artificial que foca na interação entre computadores e a linguagem humana. Segundo Chowdhary (2020), o objetivo do PLN é ler, decifrar, compreender e dar sentido às linguagens humanas de uma maneira valiosa. Diferente da programação tradicional, onde o computador obedece a comandos exatos de código, no PLN a máquina deve interpretar as ambiguidades e nuances da fala ou escrita natural.

A grande revolução recente nesta área ocorreu com o surgimento dos LLMs. Estes modelos baseiam-se na arquitetura de redes neurais conhecida como "Transformer", apresentada por Vaswani *et al.* (2017). A inovação trazida por essa arquitetura foi o mecanismo de "atenção", que permite ao modelo analisar a relação entre todas as palavras de uma frase simultaneamente, e não apenas sequencialmente, compreendendo assim o contexto global do texto e não apenas palavras isoladas.

De acordo com Zhao *et al.* (2023), os LLMs são treinados com volumes massivos de texto da internet, aprendendo padrões estatísticos da linguagem. O funcionamento desses modelos é, essencialmente, probabilístico e depende de uma instrução de entrada para ser iniciado. Essa instrução textual inicial, formulada em

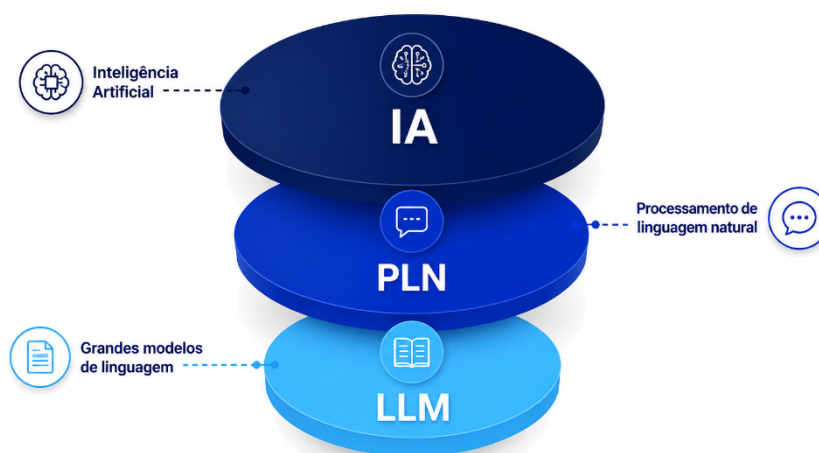
linguagem natural pelo usuário para guiar a resposta da máquina, é tecnicamente denominada como *prompt*. É a partir da estrutura deste *prompt* que o modelo calcula qual é a próxima palavra (ou "*token*") com maior probabilidade estatística de ocorrer naquele contexto. É essa capacidade preditiva, aliada a comandos bem estruturados, que permite aos LLMs, como o GPT, gerar textos coerentes e, no contexto da engenharia, interpretar parâmetros construtivos.

Mais recentemente, a fronteira do Processamento de Linguagem Natural foi expandida com o desenvolvimento dos LMMs. Diferente dos modelos iniciais que processavam exclusivamente cadeias de texto, as arquiteturas multimodais contemporâneas (como as versões recentes do GPT, Claude e Gemini) são capazes de interpretar e correlacionar diferentes tipos de dados simultaneamente, incluindo textos, imagens, gráficos e vetores bidimensionais.

No contexto da engenharia, essa multimodalidade é operada por meio da integração com algoritmos de Visão Computacional e Reconhecimento Óptico de Caracteres (*Optical Character Recognition* - OCR). Segundo Chowdhary (2020), a visão computacional permite que a máquina extraia dados não estruturados de arquivos de imagem (como plantas baixas em formato PDF), convertendo linhas, cotas e formas geométricas em informações processáveis pelas redes neurais. É essa combinação tecnológica que viabiliza a aplicação de IA na automação de processos que antes dependiam exclusivamente da interpretação visual humana

No entanto, é crucial notar que esses modelos não possuem "conhecimento" factual no sentido humano, mas sim um conhecimento estatístico das palavras. Bommasani *et al.* (2021) alertam para o fenômeno da "alucinação", onde o modelo pode gerar informações que parecem plausíveis e bem escritas, mas que são factualmente incorretas, o que reforça a necessidade de supervisão humana especializada na sua aplicação técnica. Para melhor compreensão da correta correlação e da hierarquia entre os conceitos discutidos, a Figura 3 sintetiza a estrutura evolutiva dessa tecnologia.

Figura 3 - Estrutura Evolutiva da Inteligência Artificial



Fonte: Autora (2026).

2.3.3 A IA na indústria da construção (*Construction 4.0*)

A integração de tecnologias digitais avançadas no canteiro de obras e nos escritórios de engenharia deu origem ao conceito de "*Construction 4.0*". Segundo Awolusi *et al.* (2018), este paradigma refere-se à digitalização da indústria da construção através da adoção de ferramentas como Internet das Coisas (*Internet of Things* - IoT), BIM e, mais recentemente, a IA visando automatizar processos físicos e gerenciais que historicamente dependem de trabalho manual intensivo.

Embora a automação física (robótica) seja visível, é na gestão da informação que a IA tem provocado as maiores transformações. Ghimire, Kim e Acharya (2024) destacam que a indústria da construção é rica em dados não estruturados — como editais, memoriais descritivos, relatórios diários e normas técnicas — que são difíceis de processar por softwares tradicionais. Nesse cenário, a IA Generativa surge como uma solução disruptiva, capaz de "ler" e extrair informações desses documentos com velocidade superior à humana, reduzindo o tempo gasto em tarefas burocráticas.

Especificamente no campo da orçamentação, a aplicação de LLMs representa a fronteira do conhecimento. Um estudo recente de Ma *et al.* (2025) aponta que os LLMs podem atuar como "assistentes inteligentes" para engenheiros de custos, interpretando especificações técnicas complexas e sugerindo composições de preços adequadas. No entanto, os autores ressaltam que a tecnologia ainda enfrenta

barreiras, como a necessidade de validação humana rigorosa para evitar alucinações técnicas e garantir que as estimativas estejam em conformidade com as normas locais.

Portanto, o uso de IA na engenharia de custos não visa substituir o profissional, mas sim potencializar sua capacidade analítica. Ao automatizar a extração de dados e a leitura de projetos, a tecnologia libera o engenheiro para focar na estratégia de preços e na análise de riscos, onde o julgamento humano permanece insubstituível.

Apesar do imenso potencial disruptivo, a transição para métodos automatizados de orçamentação via IA Generativa esbarra em desafios matemáticos e de raciocínio espacial. Como os modelos de linguagem são fundamentalmente estocásticos e treinados para prever sequências linguísticas, o processamento de lógicas matemáticas rigorosas, como o cálculo de áreas por decomposição geométrica de polígonos complexos, ainda apresenta instabilidades. Conforme apontam estudos recentes sobre os limites dos LLMs (ZHAO *et al.*, 2023), as arquiteturas atuais podem apresentar alta proficiência na interpretação de memoriais descritivos, mas ainda exigem a aplicação de técnicas rigorosas de engenharia de *prompt* para mitigar alucinações durante o levantamento de quantitativos baseados em projetos visuais.

3 METODOLOGIA

O presente capítulo descreve o delineamento da pesquisa e os procedimentos técnicos adotados para atingir os objetivos propostos. A metodologia fundamenta-se na realização de um estudo comparativo de acurácia entre o método tradicional de levantamento de quantitativos e a aplicação de algoritmos de IA Generativa, usando a ferramenta GPT da OpenAI na versão 5.2, o Claude 4.6 Sonnet (Anthropic) e o Gemini 3.1 Pro (Google).

Para a validação da hipótese de que a IA pode atuar como ferramenta de suporte à decisão na Engenharia de Custos, estruturou-se um experimento controlado utilizando um projeto executivo de infraestrutura de fundações. O fluxo metodológico compreende a seleção do objeto de estudo, a extração de dados via método analítico (referência normativa), a extração automatizada via modelos de linguagem e visão computacional, e, por fim, a análise estatística dos desvios (erros relativos) encontrados nas variáveis de volume de concreto, área de fôrma e volume de escavação dos elementos de infraestrutura, para sintetizar a visualização desta metodologia, na Figura 4 pode ser visualizado um fluxograma geral do processo.

Figura 4 - Fluxograma metodologia



Fonte: Autora.

3.1 Classificação e delineamento da Pesquisa

A presente investigação classifica-se, quanto à sua natureza, como pesquisa aplicada, uma vez que objetiva gerar conhecimentos para aplicação prática imediata na solução de problemas específicos, envolvendo verdades e interesses locais (PRODANOV; FREITAS, 2013), focados na produtividade e precisão da orçamentação de obras civis.

Quanto aos objetivos, o trabalho enquadra-se como pesquisa exploratória e descritiva. Segundo Gil (2019), a pesquisa exploratória visa proporcionar maior familiaridade com o problema, o que se justifica pela investigação de uma tecnologia emergente (IA Generativa Multimodal) em um campo técnico. Simultaneamente, assume caráter descritivo ao registrar, analisar e correlacionar as características da interação entre o orçamentista e a ferramenta, descrevendo os fenômenos sem manipulá-los (GIL, 2019).

No que tange à abordagem do problema, a pesquisa é quantitativa. Creswell (2010) define essa abordagem como aquela que testa teorias objetivas examinando a relação entre variáveis. Neste caso, foca-se na mensuração rigorosa de volumes e áreas e no tratamento estatístico dos desvios (erro relativo).

Quanto aos procedimentos técnicos, adota-se o método de Estudo de Caso. Para Yin (2015), este método é empírico e investiga um fenômeno contemporâneo em profundidade e em seu contexto de mundo real. Isso permite uma análise detalhada da aplicação da ferramenta em um projeto real de infraestrutura.

3.2 Objeto de estudo e caracterização do projeto

O objeto de estudo selecionado para esta investigação consiste no projeto executivo de infraestrutura (fundações) de um edifício residencial de grande porte vertical. A utilização de um projeto real de engenharia civil como base empírica justifica-se pela necessidade de confrontar as ferramentas tecnológicas com condicionantes e desafios práticos do mercado executivo, garantindo a validade aplicada do estudo de caso (YIN, 2015).

Dada a magnitude do empreendimento, estabeleceu-se um recorte amostral focado na área de projeção da torre. Esta delimitação fundamenta-se no princípio da significância económica estabelecido pela Curva ABC, uma ferramenta clássica de gestão de custos que demonstra que uma parcela reduzida de elementos é responsável pela maior concentração de valor de um orçamento; logo, a análise concentrou-se nos blocos de fundação de maior robustez por representarem o impacto financeiro mais expressivo da etapa de infraestrutura (MATTOS, 2019).

Para a realização do experimento controlado, utilizou-se o arquivo digital do projeto em formato PDF. A seleção deste formato deve-se à necessidade de simular a rotina de escritórios que recebem documentação não parametrizada, exigindo que os algoritmos de Visão Computacional das IAs executem o Reconhecimento Óptico de Caracteres (OCR) para decodificar cotas, textos e linhas de chamada diretamente de imagens e vetores bidimensionais (CHOWDHARY, 2020; GHIMIRE; KIM; ACHARYA, 2024).

As variáveis de controle monitoradas na análise destes blocos foram:

- a) Volume de Concreto (m^3): Calculado com base nas dimensões geométricas teóricas ($L * C * H$)
- b) Área de Fôrma (m^2): Considerando a área de contato lateral efetiva ($Perímetro * Altura$);
- c) Volume de Escavação (m^3): Considerando o volume geométrico acrescido de folgas laterais operacionais

3.2.1 Limitações Tecnológicas e Expansão do Objeto de Estudo

Para garantir o rigor científico, é imperativo reconhecer as limitações das tecnologias vigentes. Embora a metodologia BIM seja o padrão ouro para extração de quantitativos, sua adoção esbarra em barreiras de maturidade do mercado. Projetos em BIM exigem um alto Nível de Desenvolvimento (LOD - *Level of Development*), o que demanda tempo e custos elevados nas fases iniciais, fazendo com que muitos escritórios ainda dependam de projetos 2D não parametrizados (EASTMAN *et al.*, 2011).

Em contrapartida, a utilização de LLMs para suprir essa lacuna do 2D também possui restrições severas. A IA Generativa opera de forma probabilística e não determinística. Modelos como o GPT possuem limitações em janelas de contexto (limite de tokens processados simultaneamente) e déficits no raciocínio geométrico espacial, o que os torna suscetíveis ao fenômeno da "alucinação", gerando dados matematicamente incorretos caso a geometria seja muito complexa (BOMMASANI *et al.*, 2021).

Considerando essas restrições, e para garantir a reprodutibilidade e escalabilidade do método, este estudo delineia a expansão dos testes experimentais. Além do modelo base (GPT), a metodologia propõe a triangulação de dados utilizando outras arquiteturas de Inteligência Artificial de fronteira (como o Claude 4.6 Sonnet da Anthropic e o Gemini do Google), a fim de verificar se o erro geométrico é uma falha específica de um modelo ou uma limitação inerente aos LLMs atuais.

3.3 Procedimento de levantamento convencional (Método de referência)

A etapa de levantamento manual consistiu na interpretação técnica do projeto de fundações (planta de fôrma), restringindo-se à análise geométrica dos elementos. Este levantamento convencional foi estabelecido como o gabarito exato da pesquisa, adotando-se o conceito de *Ground Truth* (Verdade de Base), termo empregado na ciência da computação para designar os dados empíricos absolutos que servem como parâmetro de aferição para avaliar a precisão de modelos de IA.

Para garantir a integridade da comparação, a leitura das dimensões foi realizada diretamente no arquivo digital (PDF) original. Os dados extraídos foram tabulados em planilhas eletrônicas (Microsoft Excel), estruturadas para espelhar as variáveis de saída da futura automação. A matriz de dados foi composta pelas colunas: Identificação do Bloco, Dimensões (Lado A, Lado B, Altura), Área em Planta, Volume de Concreto, Área de Fôrma e Volume de Escavação.

A memória de cálculo foi integrada diretamente à planilha através da inserção de fórmulas matemáticas nas células, permitindo a conferência automática das operações e está anexada nas fichas do apêndice A.

Para o quantitativo de escavação, adotou-se a premissa de folgas operacionais usuais de canteiro, aplicadas uniformemente sobre as dimensões dos blocos. Este critério de folga foi padronizado para garantir a paridade técnica com as instruções fornecidas ao algoritmo de Inteligência Artificial.

3.4 Procedimento de levantamento via IA

A etapa de automação foi realizada de forma comparativa utilizando três dos principais modelos de linguagem multimodais de fronteira tecnológica: o GPT- 5.2 (OpenAI), o Claude 4.6 Sonnet (Anthropic) e o Gemini 3.1 pro (Google). A seleção dessas plataformas específicas justifica-se pelas suas arquiteturas avançadas de processamento de imagens e raciocínio lógico-matemático, o que permite avaliar o comportamento de diferentes redes neurais sob as mesmas condições de critérios geométricos (ZHAO *et al.*, 2023).

O protocolo experimental foi desenhado para simular a realidade operativa de um departamento de engenharia de custos, onde a agilidade e a produtividade são premissas fundamentais. Desta forma, adotou-se o método de Inferência Única (*Single-Pass Inference*), onde o arquivo e o comando são submetidos uma única vez, sem rodadas sucessivas de regeneração ou correção assistida. O objetivo foi testar a capacidade da ferramenta em entregar resultados prontos (*ready-to-use*) sem a necessidade de intervenção humana corretiva, validando seu potencial real de otimização de tempo.

3.4.1 Engenharia de Prompt (Comando Técnico)

A interação com modelos probabilísticos exige a estruturação rigorosa das instruções de entrada, prática conhecida como Engenharia de *Prompt*. Para mitigar o risco de alucinações matemáticas e direcionar o foco atencional das redes neurais testadas, o comando não foi construído em linguagem natural livre, mas sim utilizando a técnica de *Role-Prompting* (atribuição de papel) aliada ao detalhamento de regras de negócios de engenharia de custos (ZHAO *et al.*, 2023). O algoritmo de cada ferramenta foi primeiramente "ancorado" em uma *persona* técnica ("Atue como um Engenheiro de Custos"), forçando os modelos a utilizarem o método de decomposição geométrica para elementos não retangulares e a descreverem o raciocínio via *Chain-*

of-Thought (Cadeia de Pensamento). O protocolo exato submetido uniformemente aos modelos encontra-se detalhado no Quadro 1.

A saída de dados gerada pelo modelo foi posteriormente exportada para planilha eletrônica para fins de comparação direta com o gabarito manual. O protocolo exato submetido uniformemente aos modelos encontra-se detalhado no Quadro 1, e os registros visuais (capturas de tela) da execução das inferências em cada plataforma estão disponibilizados no Anexo B deste documento.

Quadro 1 – Estrutura do Prompt de Comando Utilizado para o Levantamento Automatizado

Seção do Comando	Texto do Prompt (Input)
Definição de Papel	Atue como um Engenheiro de Custos especialista em levantamento de quantitativos para infraestrutura.
Objeto e Missão	Objeto de Análise: Arquivo de infraestrutura em anexo. Missão: Extrair os quantitativos de Concreto (m³), Fôrma (m²) e Escavação (m³) para os elementos de fundação identificados como: B1; B2; B(3-T9); B4; B5; B(6-T18); B7; B(8-T25); B9; B(10-T30); B11; B(12-T37); B13; B14. Chame todos os blocos exatamente como estão descritos no projeto.
Critério 1: Concreto	Para blocos retangulares ou quadrados: Calcular o volume teórico líquido com base nas dimensões de projeto utilizando: $Volume = Área da base \times Altura$. Para blocos não retangulares: Calcular a área real da base por decomposição geométrica, dividindo o bloco em figuras simples (retângulos, triângulos, trapézios, etc.). Em seguida: $Volume = Área real da base \times Altura$.
Critério 2: Fôrma	Considerar apenas a área de contato lateral efetiva. Desconsiderar a face superior e a face inferior. Para blocos retangulares: $Fôrma = Perímetro \times Altura$ (Onde $Perímetro = 2 \times (Lado A + Lado B)$). Para blocos não retangulares: Calcular o perímetro real da base conforme a geometria do bloco e utilizar: $Fôrma = Perímetro real \times Altura$.
Critério 3: Escavação	Calcular o volume de escavação considerando as dimensões do bloco com folga de 1,00 m em cada lado. Para blocos retangulares: $Vesc = (Lado A + 2,00) \times (Lado B + 2,00) \times Altura$. Para blocos não retangulares: Determinar as dimensões máximas envolventes da geometria do bloco. Aplicar a folga de 1,00 m em cada lado. Calcular o volume de escavação com base nessa envoltória.
Formato de Saída	Apresentar os resultados em tabela contendo: Descrição do bloco Lado A (m) Lado B (m) Altura (m) Área (m²) Concreto (m³) Fôrma (m²) Escavação (m³)
Verificação	Ao final, descrever detalhadamente o raciocínio matemático utilizado para um dos elementos (ex: Bloco B1), demonstrando todas as etapas de cálculo para validação da acurácia.

Fonte: Autora.

3.5 Critérios de Quantificação e Parâmetros Geométricos

Para assegurar a integridade da comparação entre o método convencional e o automatizado, foram padronizadas as formulações matemáticas utilizadas para a extração dos quantitativos. As equações abaixo refletem a lógica de cálculo aplicada tanto nas fórmulas inseridas na planilha eletrônica (Excel) quanto nas instruções lógicas fornecidas ao algoritmo:

I. Volume de Concreto (V_{con})

Para elementos retangulares, o cálculo foi realizado pelo produto da área da base pela altura. Para elementos de geometria complexa, adotou-se o método de decomposição em figuras planas simples para obtenção da área real, conforme a Equação 1:

$$V_{con} = A_{real} * H$$

Onde:

Areal: Área da base do bloco (m^2)

H: Altura do elemento (m).

II. Área de Fôrma (A_{forma})

Considerou-se a área de contato lateral efetiva (perímetro multiplicado pela altura), desconsiderando-se as faces de concretagem (topo) e fundo, conforme a Equação 2:

$$A_{forma} = P_{real} * H$$

Onde:

P(real): Perímetro da base do bloco (m).

III. Volume de Escavação (V_{esc})

O volume de movimentação de terra foi calculado considerando as dimensões geométricas do elemento (ou sua caixa envolvente máxima, no caso de peças irregulares), acrescidas de uma folga operacional (f) em cada lado. A fórmula adotada segue a Equação 3:

$$V_{esc} = (LadoA + 2f) * (LadoB + 2F) * H$$

Onde:

f : Folga lateral de trabalho (m).

Para este estudo, fixou-se o parâmetro $f = 1,00m$, critério este unificado para ambos os métodos de levantamento.

3.6 Tratamento e Análise de Dados

Para a validação da hipótese de pesquisa, os dados extraídos pelos modelos de Inteligência Artificial foram confrontados diretamente com os valores de referência (*Ground Truth*) obtidos no levantamento convencional via planilha eletrônica. A análise comparativa fundamentou-se no cálculo dos desvios entre os métodos, utilizando-se a métrica de Erro Relativo Percentual (ε), uma ferramenta matemática amplamente validada na literatura de métodos numéricos e estatística aplicada para mensurar a exatidão de aproximações em relação a um gabarito exato (BUSSAB; MORETTIN, 2010).

Esta variável permite quantificar a magnitude da divergência para cada elemento estrutural (bloco) e para cada tipologia de material (concreto, fôrma e escavação). Segundo Bussab e Morettin (2010), ao avaliar desvios em bases de dados analíticas, a adoção do cálculo em módulo (valor absoluto) torna-se obrigatória para evitar que erros operacionais de superestimativa (+%) e subestimativa (-%) se anulem algebricamente na média, o que mascararia o desempenho real das

ferramentas testadas. Dessa forma, a formulação adotada para padronizar as discrepâncias segue a Equação 4:

$$\varepsilon = \left(\frac{Via - Vref}{Vref} \right) * 100$$

Onde:

ε : Erro relativo percentual (%);

Via: Valor quantitativo obtido pela Inteligência Artificial;

Vref: Valor de referência calculado na planilha eletrônica (gabarito)

A escolha desta métrica específica justifica-se pela sua aplicação direta na Engenharia de Custos: diferentemente de análises de desvio padrão ou variância que exigem grandes amostragens populacionais, o Erro Relativo Percentual traduz imediatamente a magnitude do desvio para o orçamento executivo, permitindo ao gestor avaliar se a oscilação compromete ou não a viabilidade financeira (Curva ABC) do empreendimento.

3.6.1 Critérios de Aceitabilidade e Classificação

Considerando que o objeto de estudo trata-se de um projeto em nível executivo (detalhado), adotou-se como parâmetro de aceitabilidade a margem de precisão recomendada por Mattos (2019). Segundo o autor, orçamentos analíticos baseados em projetos completos devem apresentar um grau de precisão elevado, situando-se na faixa de variação entre -5% e +10%.

Para fins de padronização estatística neste estudo, estabeleceu-se o intervalo simétrico de 5% como critério de aprovação técnica. Desta forma, os resultados obtidos pela IA foram classificados em três faixas de desempenho:

Alta Precisão ($|\varepsilon| \leq 5\%$): O resultado da IA é considerado tecnicamente equivalente ao manual, validando o uso da ferramenta para projetos executivos;

Média Precisão ($5\% < |\varepsilon| \leq 10\%$): O resultado apresenta desvios aceitáveis apenas para fases de estudo preliminar, exigindo revisão humana obrigatória.

Baixa Precisão ($|\varepsilon| > 10\%$): O desvio é estatisticamente significativo, indicando falha grave na interpretação do projeto.

Além da análise numérica, procedeu-se a uma Avaliação Qualitativa da Interpretação Geométrica. Esta etapa consistiu na inspeção visual das respostas geradas pela IA para identificar padrões de erro relacionados à leitura de projetos, classificando-os em três categorias:

Alucinação de Cotas: Quando o modelo inventa ou troca números que não existem no desenho;

Simplificação Geométrica Indevida: Quando o modelo ignora recortes ou chanfros de blocos complexos (ex.: tratar um bloco em 'L' como retangular);

Confusão de Camadas (Layers): Quando o modelo interpreta textos auxiliares ou hachuras como parte das dimensões do elemento."

3.7 Limitações da Pesquisa

Para assegurar o rigor científico e a transparência desta investigação, é imperativo reconhecer as limitações inerentes ao delineamento metodológico adotado neste estudo de caso:

Caráter Estocástico e Inferência Única: Sendo os Modelos de Linguagem Multimodais sistemas de natureza probabilística (ZHAO *et al.*, 2023), a execução do prompt em rodada única (*Single-Pass Inference*) simula de forma fidedigna a pressão por produtividade no cotidiano de um departamento de orçamentos, mas carece de robustez estatística a longo prazo. Não foram realizadas múltiplas iterações padronizadas sobre o mesmo comando para aferir a variância e o desvio padrão absoluto das respostas geradas pela Inteligência Artificial.

Validação do Cenário de Referência (*Ground Truth*): O levantamento manual adotado como gabarito analítico e verdade absoluta para o cálculo do erro relativo baseou-se exclusivamente na interpretação humana. Este cenário não foi submetido a um processo de validação cruzada por pares (dupla conferência independente), assumindo-se o projeto teórico 2D como isento de omissões.

Ausência de Comparação Paramétrica (BIM): O desempenho algorítmico das Inteligências Artificiais foi balizado estritamente contra o método manual

bidimensional. Não procedeu-se com a modelagem tridimensional nem com a triangulação dos quantitativos extraídos nativamente de softwares paramétricos e de cálculo estrutural consolidados no mercado (a exemplo de Revit, TQS ou Eberick), restringindo-se a análise ao contraste direto entre a automação da ferramenta e o preenchimento manual de planilhas.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

O presente capítulo dedica-se à sistematização, análise crítica e triangulação dos dados obtidos no experimento controlado, confrontando o método tradicional de orçamentação com os resultados gerados pelas três ferramentas de IA de fronteira (GPT-5.2, Claude Sonnet 4.6 e Gemini 3.1 Pro). A análise vai além da mera comparação numérica, buscando mapear a estabilidade das redes neurais e identificar os limites de segurança para a tomada de decisão gerencial na engenharia de custos (MA *et al.*, 2025). Todo o processo de tabulação e confrontação obedeceu rigorosamente aos critérios estatísticos e parâmetros geométricos estabelecidos na metodologia, garantindo a integridade científica e a reprodutibilidade do estudo de caso (YIN, 2015).

Na sequência, a análise aprofunda-se na mensuração da acurácia do modelo automatizado, aplicando-se as métricas de erro relativo percentual (ε) e os critérios de aceitabilidade definidos na metodologia. Por fim, discutem-se as causas raízes das divergências encontradas — sejam elas de natureza geométrica ou interpretativa — e avalia-se o impacto da ferramenta na produtividade e confiabilidade do processo de engenharia de custos.

4.1 Apresentação dos Resultados

A extração de dados brutos gerou matrizes específicas para cada uma das três variáveis de controle monitoradas. Para garantir a máxima clareza visual e permitir a auditoria detalhada exigida em orçamentos analíticos, os resultados foram segregados por tipologia de serviço, evitando omissões no orçamento final (TISAKA, 2011). A Tabela 1 apresenta o comparativo do volume de concreto (m^3), expondo o gabarito manual lado a lado com as respostas fornecidas pelas três arquiteturas de IA testadas.

Tabela 1 - Comparativo de Quantitativo de concreto: Método Convencional vs. Modelos de IA

Bloco	Concreto Real (m3)	Concreto ChatGPT (m3)	Concreto Claude (m3)	Concreto Gemini (m3)
B1	22,40	22,40	31,21	22,40
B2	22,40	22,40	44,35	22,40
B(3-T9)	81,69	81,69	69,42	81,69
B4	23,04	23,04	23,04	23,04
B5	48,69	46,82	55,29	46,82
B(6-T18)	22,40	24,35	33,92	24,35
B7	23,04	23,04	23,04	23,04
B(8-T25)	26,10	26,12	33,92	26,12
B9	23,04	23,04	23,04	23,04
B(10-T30)	26,10	26,12	33,92	26,12
B11	201,13	201,13	150,85	201,13
B(12-T37)	22,40	24,35	33,92	24,35
B13	97,87	97,87	73,31	97,87
B14	22,40	22,40	67,20	22,40
TOTAL GERAL	662,70	664,77	696,43	664,77

Fonte: Autora, 2026

De forma homóloga, a mensuração das superfícies de contato para moldagem dos elementos estruturais exige igual precisão para evitar distorções no fechamento de custos diretos da obra (GOLDMAN, 2004). A Tabela 2 consolida os quantitativos obtidos para a área de fôrma (m²), evidenciando a capacidade de cada algoritmo em computar perímetros e superfícies laterais sob o regime de inferência única.

Tabela 2- Comparativo de Quantitativo de Fôrmas: Método Convencional vs. Modelos de IA

Bloco	Fôrma Real (m2)	Fôrma ChatGPT (m2)	Fôrma Claude (m2)	Fôrma Gemini (m2)
B1	27,00	27,00	30,87	27,00
B2	27,00	27,00	36,85	27,00
B(3-T9)	68,69	68,69	57,68	68,69
B4	28,80	28,80	28,80	28,80
B5	46,78	48,70	66,95	48,69
B(6-T18)	27,00	29,35	33,56	29,35
B7	28,80	28,80	28,80	28,80
B(8-T25)	30,30	30,31	33,56	30,30
B9	28,80	28,80	28,80	28,80
B(10-T30)	30,30	30,31	33,56	30,30
B11	114,08	114,08	114,08	114,08
B(12-T37)	27,00	29,35	33,56	29,35
B13	72,63	72,63	72,63	72,63
B14	27,00	27,00	49,86	27,00
TOTAL GERAL	584,18	590,82	649,56	590,79

Fonte: Autora, 2026

Por fim, o cômputo da movimentação de terra foi avaliado para verificar a aderência dos modelos às regras de negócio impostas no comando técnico, especificamente a correta aplicação da folga lateral operacional de 1,00 m em cada face do polígono (DIAS, 2003). A Tabela 3 apresenta os volumes de escavação (m³) extraídos manualmente e por meio do ecossistema automatizado.

Tabela 3- Comparativo de Quantitativo de escavação: Método Convencional vs. Modelos de IA

Bloco	Escavação Real (m3)	Escavação ChatGPT (m3)	Escavação Claude (m3)	Escavação Gemini (m3)
B1	67,85	67,85	86,15	67,85
B2	67,85	67,85	105,27	67,85
B(3-T9)	164,77	164,77	164,77	164,79
B4	60,84	60,84	60,84	60,84
B5	123,23	123,23	162,63	123,24
B(6-T18)	67,85	73,75	93,64	73,75
B7	60,84	60,84	60,84	60,84
B(8-T25)	76,81	76,81	93,64	76,81
B9	60,84	60,84	60,84	60,84
B(10-T30)	76,81	76,81	93,64	76,81
B11	331,00	331,00	331,00	331,03
B(12-T37)	67,85	73,75	93,64	73,75
B13	183,90	183,90	183,90	183,90
B14	67,85	67,85	126,26	67,85
TOTAL GERAL	1478,29	1490,09	1717,06	1490,15

Fonte: Autora, 2026

A observação dos dados brutos revela padrões de comportamento drasticamente distintos entre as arquiteturas neurais. Enquanto o GPT e o Gemini demonstraram um alinhamento rigoroso com o gabarito manual, replicando valores exatos para a maioria dos elementos regulares, o modelo Claude apresentou divergências matemáticas significativas nesta inferência. Os desvios gerados pelo Claude — como a subestimativa severa no volume de concreto do bloco B11 (de 201,13 para 150,85 m³) e as superestimativas aleatórias na fôrma e escavação de blocos simples como o B2 e o B14 — sugerem, para o contexto deste teste, uma dificuldade do modelo em manter a consistência do raciocínio espacial ao longo de múltiplas interações do comando. Essa variância acentuada na amostra reforça a necessidade de auditoria humana, fenômeno que será o foco da análise estatística de erro a seguir.

4.2 Análise de Acurácia Global e Triangulação

Para determinar a validade técnica e o grau de confiabilidade macroscópica de cada ferramenta em nível executivo, os erros relativos percentuais (ε) foram calculados em módulo sobre os somatórios acumulados do empreendimento. Essa

abordagem macroscopicamente balanceada permite que os gestores avaliem o impacto financeiro real no balanço final de suprimentos da obra, adotando o limite de tolerância simétrica de 5% como critério rígido de aceitabilidade para projetos detalhados (MATTOS, 2019). A Tabela 4 sintetiza o desempenho global comparativo de cada modelo de IA.

Tabela 4 - Análise de Erro Global (Acumulado)

Serviço / Insumo	GPT-5.5 Instant	Claude Sonnet 4.6	Gemini 3.1 Pro	Limite de Aceitabilidade
Concreto (m³)	0,31%	5,09%	0,31%	< 5,00% (MATTOS, 2019)
Fôrma (m²)	1,14%	11,19%	1,13%	< 5,00% (MATTOS, 2019)
Escavação (m³)	0,80%	16,15%	0,80%	< 5,00% (MATTOS, 2019)

Fonte: Autora.

A triangulação estatística evidencia um cenário polarizado quanto à maturidade das arquiteturas multimodais. Os modelos GPT e Gemini registraram um desempenho de excelência, com erros relativos inferiores a 1,2% em todas as frentes de medição, atestando uma segurança técnica compatível com a exigida para o fechamento de propostas comerciais de infraestrutura (GOLDMAN, 2004). Em contrapartida, o modelo Claude ultrapassou a margem tolerável na volumetria de concreto (5,09%) e sofreu distorções severas na área de fôrma (11,19%) e escavação (16,15%), inviabilizando sua aplicação direta sem revisão manual intensiva e comprovando que a escolha do ecossistema tecnológico é um fator crítico de mitigação de riscos (MA *et al.*, 2025).

Para dimensionar o impacto prático dessa divergência na Engenharia de Custos, é necessário traduzir o erro volumétrico para o impacto financeiro direto. Considerando, a título de simulação conservadora, um Custo Unitário de R\$ 957,76 por metro cúbico de concreto usinado - base SEOP, março, 2026 - o modelo Claude superestimou o volume total em 33,73 m³. Em um cenário real de suprimentos, esse desvio representaria um prejuízo ou capital imobilizado indevidamente na ordem de R\$ 32.305,24 apenas na concretagem da fundação. Em contrapartida, os desvios milimétricos do GPT e Gemini (aproximadamente 2,07 m³) gerariam uma oscilação financeira de R\$ 1.982,56, valor absorvível pelas margens de contingência da obra.

4.3 Análise das Divergências e Estabilidade do Modelo

A análise minuciosa dos desvios individuais revela um fenômeno crítico para a engenharia de custos: o comportamento estocástico e a falta de repetibilidade linear em elementos com características geométricas idênticas. Enquanto blocos de geometria regular e rótulos limpos (como B1 e B2) obtiveram convergência absoluta nos modelos da OpenAI e do Google, as anomalias interpretativas do Claude demonstraram que o modelo falhou na etapa de Visão Computacional (OCR), subestimando drasticamente o bloco B11 e superestimando o bloco B14 sem justificativa geométrica plausível, fenômeno este associado às limitações atuais de alinhamento visual-textual dos LLMs (BOMMASANI *et al.*, 2021).

Ademais, no caso específico das nomenclaturas com sufixos estruturais — como os blocos B(6-T18) e B(12-T37) —, o acréscimo de caracteres alfanuméricos gerou um ruído contextual perceptível nos modelos GPT e Gemini. Ambos alucinaram um erro idêntico nas volumetrias de fôrma e escavação destes elementos, superestimando as medidas, o que evidencia que as redes neurais ainda priorizam o processamento de padrões textuais em detrimento do raciocínio puramente algébrico das cotas (ZHAO *et al.*, 2023).

Essa inconsistência reiterada, mesmo nas arquiteturas de melhor desempenho global, corrobora os alertas da literatura técnica sobre os perigos inerentes ao tratamento de Inteligências Artificiais como sistemas determinísticos de "caixa-preta". O fato de a máquina acertar a geometria de um polígono não garante, no estado da arte atual, o acerto de um elemento subsequente de igual complexidade, reforçando a premissa de que a auditoria especializada permanece insubstituível para validar anomalias isoladas (GHIMIRE; KIM; ACHARYA, 2024).

5 CONCLUSÃO

5.1 Considerações Finais

O presente estudo propôs-se a analisar a viabilidade técnica e a precisão do uso de LLMs na automatização de levantamentos quantitativos para projetos de infraestrutura. A partir do confronto estatístico entre o método analítico humano e os modelos de IA testados (GPT, Claude e Gemini), conclui-se que a tecnologia demonstrou aptidão inicial para processar instruções de engenharia na amostra avaliada, sinalizando um potencial de otimização nos fluxos tradicionais de orçamentação, embora os resultados não possam ser generalizados para estruturas de maior complexidade geométrica sem novas investigações.

No que tange à acurácia global dentro do recorte amostral do empreendimento, o *benchmarking* entre as ferramentas evidenciou resultados polarizados. As arquiteturas GPT e Gemini demonstraram aproximação expressiva com o cenário de referência, mantendo os erros relativos consolidados abaixo da margem de 5%, o que indica que, para este caso específico, o balanço de massa gerado por estas ferramentas não comprometeria severamente o controle financeiro (MATTOS, 2019). Em contrapartida, a arquitetura Claude ultrapassou os limites de aceitabilidade em todas as frentes de medição, o que comprova que a escolha criteriosa do ecossistema tecnológico é um fator determinante para a mitigação de riscos no orçamento (MA *et al.*, 2025).

A pesquisa também constatou que a confiabilidade destas redes neurais não é absoluta nem linear, esbarrando em severas limitações quando submetidas a geometrias poligonais complexas ou a "ruídos" textuais. A identificação de inconsistências estocásticas — nas quais elementos geometricamente idênticos geraram resultados discrepantes devido ao acréscimo de sufixos na nomenclatura — comprova que o comportamento preditivo da IA Generativa ainda a torna suscetível a alucinações matemáticas e confusão de contexto visual, independentemente da plataforma utilizada (BOMMASANI *et al.*, 2021).

Por fim, o estudo sugere que o impacto mais relevante da ferramenta reside na possibilidade de evolução do papel do orçamentista. Ao demonstrar potencial para absorver etapas repetitivas da leitura de projetos bidimensionais, a automação abre espaço para que o profissional assuma uma postura voltada à auditoria crítica de

anomalias algorítmicas, posicionando a inteligência artificial como uma tecnologia de assistência complementar para a tomada de decisão, e não como um mecanismo de substituição autônoma do julgamento humano (GOLDMAN, 2004).

5.2 Sugestões para Trabalhos Futuros

Considerando as limitações delimitadas neste estudo de caso, recomendam-se as seguintes abordagens para a continuidade da pesquisa acadêmica sobre o tema:

a) **Expansão da Amostra:** Realizar testes com um volume maior de elementos e diferentes tipologias de fundação (ex: sapatas corridas, radiers e estacas) para verificar a robustez estatística do modelo em cenários variados.

Integração com BIM: Investigar a interoperabilidade entre as IAs Generativas e softwares de modelagem BIM (como Revit ou Archicad), visando a extração direta de dados a partir de modelos 3D, eliminando a dependência de arquivos PDF 2D.

b) **Orçamentação Completa:** Expandir o escopo para a composição de custos unitários, testando a capacidade da IA em atribuir preços aos insumos levantados com base em tabelas de referência (SINAPI, Orçamento de Obras de Sergipe - ORSE).

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AWOLUSI, Ibukun *et al.* Artificial intelligence in the construction industry: A review of present status, opportunities and future trends. **Journal of Building Engineering**, v. 18, p. 267-282, 2018.
- BOMMASANI, Rishi *et al.* **On the Opportunities and Risks of Foundation Models**. Stanford: Center for Research on Foundation Models (CRFM), 2021. arXiv preprint arXiv:2108.07258.
- CAIXA ECONÔMICA FEDERAL. **SINAPI: Sistema Nacional de Pesquisa de Custos e Índices da Construção Civil**. Metodologia e Conceitos. Brasília: CAIXA, 2023. Disponível em: caixa.gov.br. Acesso em: 31 de jan. 2026.
- CHOWDHARY, K. R. Natural Language Processing. In: **Fundamentals of Artificial Intelligence**. New Delhi: Springer, 2020.
- DIAS, Paulo Roberto Vilela. **Engenharia de Custos: uma metodologia de orçamentação para obras civis**. 4. ed. Rio de Janeiro: Copiadora e Editora Lidador, 2003.
- GHIMIRE, Prashnna; KIM, Kyungki; ACHARYA, Manoj. Generative AI in the Construction Industry: Opportunities & Challenges. **Buildings**, v. 14, n. 1, 2024.
- GOLDMAN, Pedrinho. **Introdução ao Planejamento e Controle de Custos na Construção Civil Brasileira**. 4. ed. São Paulo: Pini, 2004.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE CUSTOS (IBEC). **O que é Engenharia de Custos?** Rio de Janeiro, [s.d.]. Disponível em: ibec.com.br. Acesso em: 16 de fev. 2026.
- KAPLAN, Andreas; HAENLEIN, Michael. Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. **Business Horizons**, v. 62, n. 1, p. 15-25, 2019.
- MA, Liang *et al.* Adopting Large Language Models in the Construction Industry: Drivers, Barriers, and Strategic Implications. **Buildings**, v. 15, n. 23, 2025.
- MATTOS, Aldo Dórea. **Como Preparar Orçamentos de Obras**. 3. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2019.
- MCCARTHY, John *et al.* **A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence**. Hanover: Dartmouth College, 1955.
- RUSSELL, Stuart; NORVIG, Peter. **Artificial Intelligence: A Modern Approach**. 3. ed. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2013.
- TAVES, Augusto Ferreira. **Engenharia de Custos**. Rio de Janeiro: Editora Pini, 2014.
- TISAKA, Maçahico. **Orçamento na Construção Civil: Consultoria, Projeto e Execução**. 2. ed. São Paulo: Pini, 2011.

VASWANI, Ashish *et al.* Attention Is All You Need. In: **Advances in Neural Information Processing Systems**, v. 30, 2017.

ZHAO, Wayne Xin *et al.* A Survey of Large Language Models. **arXiv preprint arXiv:2303.18223**, 2023.

APÊNDICE A - Tabela com levantamento manual

Descrição do bloco	Lado A (m)	Lado B (m)	Perímetro	Altura (m)	Área real (m²)	Concreto (m³)	Fôrma (m²)	Escavação (m³)
B1			11,74	2,3	9,74	22,402	27,002	67,85
B2			11,74	2,3	9,74	22,402	27,002	67,85
B(3-T9)	4,52	5,02	19,08	3,6	22,6904	81,68544	68,688	164,77
B4	3,2	3,2	12,8	2,25	10,24	23,04	28,8	60,84
B5			13,76	3,4	14,32	48,688	46,784	123,23
B(6-T18)			11,74	2,3	9,74	22,402	27,002	67,85
B7	3,2	3,2	12,8	2,25	10,24	23,04	28,8	60,84
B(8-T25)			12,12	2,5	10,44	26,1	30,3	76,81
B9	3,2	3,2	12,8	2,25	10,24	23,04	28,8	60,84
B(10-T30)			12,12	2,5	10,44	26,1	30,3	76,81
B11	6,12	8,32	28,88	3,95	50,9184	201,12768	114,076	331,00
B(12-T37)			11,74	2,3	9,74	22,402	27,002	67,85
B13	5,82	5,02	21,68	3,35	29,2164	97,87494	72,628	183,90
B14			11,74	2,3	9,74	22,402	27,002	67,85
TOTAL:						662,70606	584,186	1478,27462

APÊNDICE B - Tabela com levantamento ChatGPT

Descrição do bloco	Lado A (m)	Lado B (m)	Altura (m)	Área (m²)	Concreto (m³)	Fôrma (m²)	Escavação (m³)
B1	4,12	2,82	2,3	9,7392	22,4	27	67,85
B2	4,12	2,82	2,3	9,7392	22,4	27	67,85
B(3-T9)	5,02	4,52	3,6	22,6904	81,69	68,69	164,77
B4	3,2	3,2	2,25	10,24	23,04	28,8	60,84
B5	5,22	3,02	3,4	13,7692	46,82	48,7	123,23
B(6-T18)	4,12	2,82	2,5	9,7392	24,35	29,35	73,75
B7	3,2	3,2	2,25	10,24	23,04	28,8	60,84
B(8-T25)	4,12	3,02	2,5	10,4473	26,12	30,31	76,81
B9	3,2	3,2	2,25	10,24	23,04	28,8	60,84
B(10-T30)	4,12	3,02	2,5	10,4473	26,12	30,31	76,81
B11	6,12	8,32	3,95	50,9184	201,13	114,08	331
B(12-T37)	4,12	2,82	2,5	9,7392	24,35	29,35	73,75
B13	5,82	5,02	3,35	29,2164	97,87	72,63	183,9
B14	4,12	2,82	2,3	9,7392	22,4	27	67,85

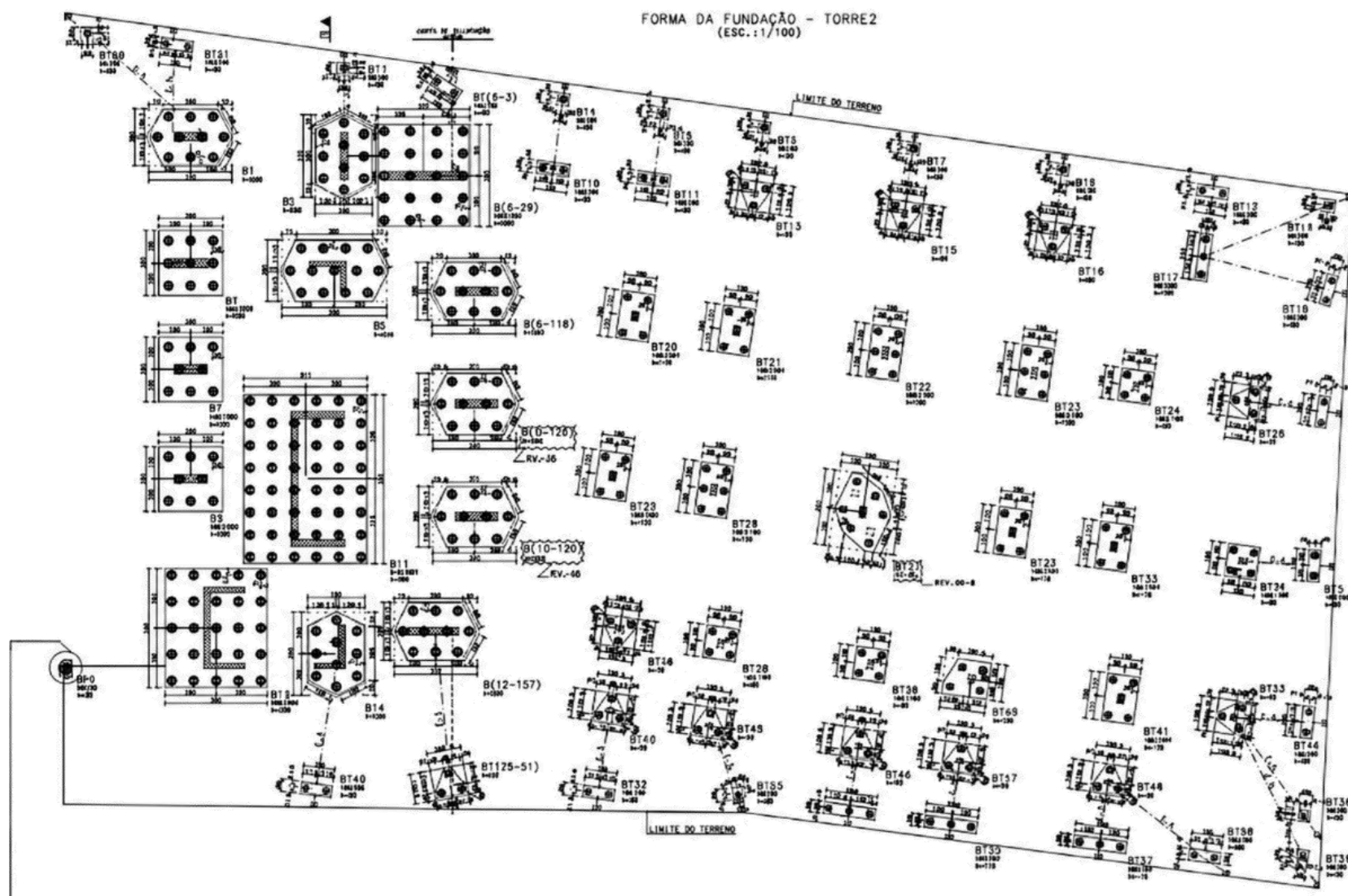
APÊNDICE C - Tabela com levantamento Gemini

Descrição do bloco	Lado A (m)	Lado B (m)	Altura (m)	Área (m²)	Concreto (m³)	Fôrma (m²)	Escavação (m³)
B1	4,12	2,82	2,30	9,74	22,40	27,00	67,85
B2	2,82	4,12	2,30	9,74	22,40	27,00	67,85
B(3-T9)	5,02	4,52	3,60	22,69	81,69	68,69	164,79
B4	3,20	3,20	2,25	10,24	23,04	28,80	60,84
B5	5,22	3,02	3,40	13,77	46,82	48,69	123,24
B(6-T18)	4,12	2,82	2,50	9,74	24,35	29,35	73,75
B7	3,20	3,20	2,25	10,24	23,04	28,80	60,84
B(8-T25)	4,12	3,02	2,50	10,45	26,12	30,30	76,81
B9	3,20	3,20	2,25	10,24	23,04	28,80	60,84
B(10-T30)	4,12	3,02	2,50	10,45	26,12	30,30	76,81
B11	6,12	8,32	3,95	50,92	201,13	114,08	331,03
B(12-T37)	4,12	2,82	2,50	9,74	24,35	29,35	73,75
B13	5,02	5,82	3,35	29,22	97,87	72,63	183,90
B14	2,82	4,12	2,30	9,74	22,40	27,00	67,85

APÊNDICE D - Tabela com levantamento Claude

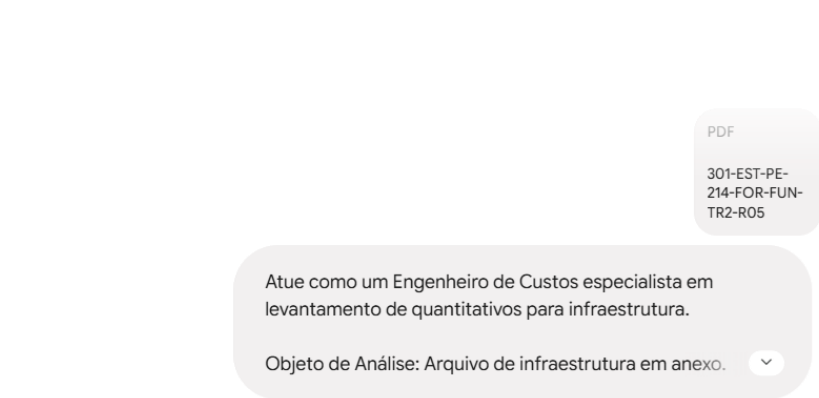
Descrição do Bloco	Lado A (m)	Lado B (m)	Altura (m)	Área (m²)	Concreto (m³)	Fôrma (m²)	Escavação (m³)
B1	4,12	4,12	2,30	13,57	31,21	30,87	86,15
B2	5,02	4,52	2,30	19,28	44,35	36,85	105,27
B(3-T9)	5,02	4,52	3,60	19,28	69,42	57,68	164,77
B4	3,20	3,20	2,25	10,24	23,04	28,80	60,84
B5	5,22¹	4,625¹	3,40	16,26	55,29	66,95	162,63
B(6-T18)	4,12	4,12	2,50	13,57	33,92	33,56	93,64
B7	3,20	3,20	2,25	10,24	23,04	28,80	60,84
B(8-T25)	4,12	4,12	2,50	13,57	33,92	33,56	93,64
B9	3,20	3,20	2,25	10,24	23,04	28,80	60,84
B(10-T30)	4,12	4,12	2,50	13,57	33,92	33,56	93,64
B11	6,12¹	8,32¹	3,95	38,19	150,85	114,08	331,00
B(12-T37)	4,12	4,12	2,50	13,57	33,92	33,56	93,64
B13	5,82¹	5,02¹	3,35	21,88	73,31	72,63	183,90
B14	5,82	5,02	2,30	29,22	67,20	49,86	126,26

ANEXO A – Projeto de fundação utilizado



ANEXO B – Telas de Inferência da Inteligência Artificial (Execução dos Prompts)

Figura 01: Interface de resposta do modelo GPT-5.2 - 01



Olá, Duda.

Como combinamos, o foco aqui é a precisão e a dupla conferência. Analisei a planta de fôrma de fundação (Torre 2) enviada.

Para estruturarmos esses dados com a acurácia necessária, fiz a extração das cotas visíveis. É importante destacar, com ceticismo técnico, que a resolução do PDF limita a leitura exata de alguns blocos de geometria mais complexa (como o B11 e o B14). Para esses elementos, considerei a envoltória retangular máxima identificada nas cotas principais (Lado A e Lado B). Para a apropriação definitiva e lançamento em softwares de gestão, recomendo cruzar essas dimensões de envoltória com as polilinhas do arquivo CAD original.

Abaixo está o quadro de quantitativos seguindo rigorosamente os critérios normativos de orçamentação solicitados.

Figura 02: Interface de resposta do modelo GPT-5.2 - 02

The screenshot shows a table of data for various blocks. The table has five columns: 'Descrição do bloco', 'Lado A (m)', 'Lado B (m)', 'Altura (m)', and 'Área (m²)'. The data is as follows:

Descrição do bloco	Lado A (m)	Lado B (m)	Altura (m)	Área (m²)
B1	4,12	2,82	2,30	9,74
B2	2,82	4,12	2,30	9,74
B(3-T9)	5,82	4,52	3,60	22,69
B4	3,20	3,20	2,25	10,24
B5	5,22	3,02	3,40	13,77
B(6-T18)	4,12	2,82	2,50	9,74
B7	3,20	3,20	2,25	10,24
B(8-T25)	4,12	3,02	2,50	10,45
B9	3,20	3,20	2,25	10,24
B(10-T30)	4,12	3,02	2,50	10,45
B11	6,12	8,32	3,95	50,92
B(12-T37)	4,12	2,82	2,50	9,74
B13	5,82	5,82	3,35	29,22
B14	2,82	4,12	2,30	9,74

Memória de Cálculo Completa (Por Tipologia Geométrica)

Para facilitar a sua conferência e registro, agrupei os blocos que possuem a mesma base em planta (variando apenas na altura em alguns casos).

1. Blocos Hexagonais (Base 4,12 m x 2,82 m)

Aplica-se aos blocos B1, B2, B14 (h = 2,30 m) e B(6-T18), B(12-T37) (h = 2,50 m)

- **Área da Base:** Envoltória (4,12 × 2,82 = 11,618 m²) menos 4 chanfros triangulares (catetos 0,72 m e 1,305 m; área = 0,4698 m² cada). Total = 9,74 m².
- **Perímetro de Fôrma:** 2 faces de 2,68 m + 2 faces de 0,21 m + 4 faces inclinadas de 1,49 m = 11,74 m.
- **Área de Escavação (com folga):** (4,12 + 2,00) × (2,82 + 2,00) = 6,12 × 4,82 = 29,50 m².

2. Bloco Hexagonal (Base 5,22 m x 3,02 m)

Aplica-se ao bloco B5 (h = 3,40 m)

- **Área da Base:** Envoltória (5,22 × 3,02 = 15,764 m²) menos 4 chanfros (catetos 0,705 m e 1,415 m; área = 0,498 m² cada). Total = 13,77 m².
- **Perímetro de Fôrma:** 2 faces de 3,81 m + 2 faces de 0,19 m + 4 faces inclinadas de 1,58 m = 14,32 m.
- **Área de Escavação (com folga):** (5,22 + 2,00) × (3,02 + 2,00) = 7,22 × 5,02 = 36,24 m².

Figura 03: Interface de resposta do modelo Claude 4.6 Sonnet 01



Atue como um Engenheiro de Custos especialista em levantamento de quantitativos para infraestrutura. Objeto de Análise: Arquivo de infraestrutura em anexo. Missão: Extrair os quantitativos de Concreto (m³), Fôrma (m²) e Escavação (m³) para os elementos de fundação identificados como: B1; B2; B(3-T9); B4; B5; B(6-T18); B7; B(8-T25); B9; B(10-T30); B11; B(12-T37); B13; B14. Chame todos os blocos exatamente como estão descritos no projeto. Critérios Normativos e Técnicos (Obrigatórios)  Concreto Para blocos retangulares ou quadrados: Calcular o volume teórico líquido com base nas dimensões do projeto utilizando: $\text{Volume} = \text{Área da base} \times \text{Altura}$

Mostrar mais

Visualizou um arquivo, executou um comando

This PDF is a complex engineering drawing (PLT file converted to PDF) with very dense binary-encoded vector graphics. The content is not text but rather plotting commands. Let me try to rasterize the pages to read the actual structural drawings visually.

Executou 2 comandos, visualizou um arquivo

Excelente! Agora consigo ver claramente o projeto. Trata-se da "FORMA DA FUNDAÇÃO - TORRE2", com blocos de fundação identificados. Preciso ampliar as regiões com as tabelas de quantitativos e os detalhes de cada bloco para extrair as dimensões com precisão.

Visualizou 4 arquivos, executou 3 comandos

Agora tenho todas as informações necessárias. Posso identificar claramente as dimensões de cada bloco diretamente no projeto. Vou compilar os dados de todos os blocos solicitados.

Aqui está a análise completa com base nas dimensões lidas diretamente do projeto:

Blocos de geometria HEXAGONAL irregular (não retangular): B1, B2, B(3-T9), B(6-T18), B(8-T25), B(10-T30), B(12-T37)

Blocos RETANGULARES: B4, B5, B7, B9, B11, B13, B14

Calculate quantitatives for all foundation blocks

Agora vou apresentar os resultados em tabela formatada, com a demonstração de cálculo detalhada do B1 ao final.

Com base na leitura completa do projeto, apresento o levantamento de quantitativos:

Figura 04: Interface de resposta do modelo Claude 4.6 Sonnet 02

Levantamento de Quantitativos — Forma da Fundação TORRE 2

Projeto: 301-EST-PE-214-FOR-FUN-TR2-R05 | Empresa: SOLEST / QUADRA

Notas sobre geometria dos blocos

Tipo	Blocos
Hexagonal (retângulo com chanfros de 45° nos 4 cantos, c = 1,305 m)	B1, B2, B(3-T9), B(6-T18), B(8-T25), B(10-T30), B(12-T37)
Retangular simples	B4, B7, B9, B14
Forma em L (retângulo com recorte)	B5, B11, B13

Tabela de Quantitativos

Descrição do Bloco	Lado A (m)	Lado B (m)	Altura (m)	Área (m²)	Concreto (m³)	Fôrma (m²)	Escavação (m³)
B1	4,12	4,12	2,30	13,57	31,21	30,87	86,15
B2	5,02	4,52	2,30	19,28	44,35	36,85	105,27
B(3-T9)	5,02	4,52	3,60	19,28	69,42	57,68	164,77
B4	3,20	3,20	2,25	10,24	23,04	28,80	60,84
B5	5,22*	4,625*	3,40	16,26	55,29	66,95	162,63
B(6-T18)	4,12	4,12	2,50	13,57	33,92	33,56	93,64
B7	3,20	3,20	2,25	10,24	23,04	28,80	60,84
B(8-T25)	4,12	4,12	2,50	13,57	33,92	33,56	93,64
B9	3,20	3,20	2,25	10,24	23,04	28,80	60,84
B(10-T30)	4,12	4,12	2,50	13,57	33,92	33,56	93,64
B11	6,12*	8,32*	3,95	38,19	150,85	114,08	331,00
B(12-T37)	4,12	4,12	2,50	13,57	33,92	33,56	93,64
B13	5,82*	5,02*	3,35	21,88	73,31	72,63	183,90
B14	5,82	5,02	2,30	29,22	67,20	49,86	126,26

* Dimensões envolventes do bloco em L. (Lado A × Lado B indicam a caixa máxima).

Verificação Detalhada — Bloco B1 (Hexagonal)

O B1 é um bloco hexagonal com envoltória 4,12 m × 4,12 m, chanfro de 45° em cada canto com cateto c = 1,305 m e altura h = 2,30 m.

1. Área da base

Figura 05: Interface de resposta do modelo Gemini 3.1 pro

A seguir estão os quantitativos de Concreto (m³), Fôrma (m²) e Escavação (m³) para os blocos solicitados, com os nomes exatamente como no projeto e seguindo seus critérios (concreto líquido teórico, fôrma só faces laterais, escavação com folga de 1,00 m em cada lado).

Tabela (colável no Excel – separado por TAB):

Descrição do bloco	Lado A (m)	Lado B (m)	Altura (m)	Área (m²)	Concreto (m³)	Fôrma (m²)	Escavação (m³)
B1	4,12	2,82	2,30	9,7392	22,40	27,00	67,85
B2	4,12	2,82	2,30	9,7392	22,40	27,00	67,85
B(3-T9)	5,02	4,52	3,60	22,6904	81,69	68,69	164,77
B4	3,20	3,20	2,25	10,2400	23,04	28,80	60,84
B5	5,22	3,02	3,40	13,7692	46,82	48,70	123,23
B(6-T18)	4,12	2,82	2,50	9,7392	24,35	29,35	73,75
B7	3,20	3,20	2,25	10,2400	23,04	28,80	60,84
B(8-T25)	4,12	3,02	2,50	10,4473	26,12	30,31	76,81
B9	3,20	3,20	2,25	10,2400	23,04	28,80	60,84
B(10-T30)	4,12	3,02	2,50	10,4473	26,12	30,31	76,81
B11	6,12	8,32	3,95	50,9184	201,13	114,08	331,00
B(12-T37)	4,12	2,82	2,50	9,7392	24,35	29,35	73,75
B13	5,82	5,02	3,35	29,2164	97,87	72,63	183,90
B14	4,12	2,82	2,30	9,7392	22,40	27,00	67,85

Verificação (memória de cálculo completa) – exemplo detalhado do B1

Dados de projeto (em cm) lidos no detalhe

- Envoltória (máximos): 412 × 282
- Altura: h = 230
- Chanfros nos 4 cantos com projeções: 72 e 130,5
- A aresta inclinada confere:

$$\sqrt{72^2 + 130,5^2} \approx 149 \text{ cm}$$