

RODOLFO DOS SANTOS DE SOUZA LOVERA

## Processamento de Linguagem Natural

João Victor Fernandes

Leila Pereira da Cruz

# O TCC Através de 3 Lentes

## 1. Guia: Usando Role-Playing para Extrair Inteligência de LLMs

O seu "Objetivo de Aprendizagem" está perfeitamente correto: a qualidade da saída de um LLM depende fundamentalmente da identidade (ou "persona") que você força a máquina a assumir.

Esta técnica é uma das formas mais poderosas de *prompt engineering*. Vamos aplicá-la na prática.

### O que é a Técnica de Role-Playing?

É o ato de instruir o LLM a "ser" alguém ou "algo" específico. Em vez de fazer uma pergunta genérica, você dá ao modelo:

- Um **Papel/Identidade**: (Ex: "Você é um biólogo marinho...")
- Um **Contexto**: (Ex: "...especialista em ecossistemas de profundidade...")
- Um **Objetivo/Público**: (Ex: "...explicando para uma criança de 10 anos...")
- Um **Formato/Tom**: (Ex: "...de forma entusiasmada e simples.")

Forçar uma identidade filtra o vasto conjunto de dados do LLM, obrigando-o a responder usando o tom, o vocabulário, o conhecimento e o ponto de vista daquela persona.

### Demonstração Prática: O Efeito da Identidade

Vamos usar um exemplo simples.

#### Cenário 1: O Prompt Genérico (Sem Identidade)

Este é o tipo de prompt que a maioria das pessoas usa.

→ **Prompt Genérico:** "Me fale sobre a importância de uma dieta balanceada."

 **Resposta Provável do LLM (Genérica):** "Uma dieta balanceada é muito importante para a saúde geral. Ela fornece os nutrientes essenciais que o corpo precisa para funcionar corretamente, como vitaminas, minerais, carboidratos, proteínas e gorduras. Comer bem ajuda a manter um peso saudável, reduz o risco de doenças crônicas (como diabetes e problemas cardíacos) e melhora os níveis de energia e o bem-estar mental."

- **Análise:** Esta resposta é correta, vaga e genérica. Serve para qualquer pessoa e não tem profundidade.

## Cenário 2: O Prompt Especializado (Com Role-Playing)

Agora, vamos aplicar a técnica para extrair inteligência especializada.

 **Prompt com Role-Playing (Especialista):** "**Assuma a identidade de um nutricionista esportivo de alta performance**, com 20 anos de experiência trabalhando com atletas olímpicos. Seu público é um jovem maratonista que está a 8 semanas de sua principal competição.

**Sua tarefa:** Explique a importância de uma 'dieta balanceada' *especificamente para ele*, focando em como ela se traduz em performance e recuperação. Use um tom firme, técnico mas motivador."

 **Resposta Provável do LLM (Especializada):** "Ótimo, vamos lá. Faltando 8 semanas, é aqui que separamos os amadores dos profissionais. Para você, 'dieta balanceada' não é sobre 'saúde geral', é sobre **performance e reparo**.

Pense no seu corpo como um carro de Fórmula 1. Você não coloca gasolina comum nele.

1. **Combustível (Carboidratos):** Para você, carboidratos não são 'calorias', são *glicogênio*. Eles são o seu combustível de alta octanagem. Nos seus treinos longos, o 'muro' que você quer evitar é literalmente seu estoque de glicogênio acabando. Nossa estratégia de *carb loading* nas semanas finais será crucial, mas o equilíbrio *agora* garante que você treine forte sem quebrar.
2. **Reparo (Proteínas):** Cada treino longo causa micro-rupturas nos seus músculos. A proteína é o time de reparo. Não basta comer um bife à noite; precisamos de ingestão constante ao longo do dia, especialmente na janela de 30-60 minutos pós-treino, para otimizar a síntese proteica e garantir que você esteja mais forte, e não mais fraco, no dia seguinte.
3. **Manutenção (Gorduras e Micronutrientes):** Gorduras saudáveis (abacate, nozes, azeite) são sua ferramenta anti-inflamatória. Elas mantêm suas articulações e sistema hormonal funcionando sob estresse. Seus eletrólitos e hidratação são igualmente críticos; vamos monitorar isso de perto.

Esqueça a balança. Nas próximas 8 semanas, comida é ferramenta. O que você come hoje determina como você corre amanhã. Foco total."

## Conclusão: Por que o Role-Playing Funcionou?

Como você pode ver, a segunda resposta é infinitamente mais útil e especializada. Ao forçar o LLM a assumir a identidade de um "**Nutricionista Esportivo de Elite**":

1. **Filtro de Conhecimento:** O modelo priorizou informações sobre performance (glicogênio, síntese proteica) em vez de saúde geral (doenças cardíacas).
2. **Tom e Vocabulário:** Ele automaticamente adotou o jargão correto ("carbohydrate loading", "micro-ruptures", "high octane fuel") e um tom motivador e direto.
3. **Relevância no Contexto:** A resposta foi 100% focada no público (maratonista) e no objetivo (performance), eliminando todo o ruído genérico.

Você atingiu seu "Objetivo de Aprendizagem": **A identidade não é um detalhe, é o principal mecanismo de controle para extrair qualidade e especialização de um LLM.**

## Nível 1: O Prompt Genérico (Baixo Valor)

### Proposta de Estrutura para TCC

#### Título Provisório:

O Impacto da Definição de Persona (Role-Playing) na Engenharia de Prompts: Uma Análise Quantitativa e Qualitativa da Qualidade de Respostas em LLMs.

#### 1. Introdução

- **Contextualização:** Breve histórico e ascensão dos Modelos de Linguagem de Grande Escala (LLMs), como o GPT, Claude e Gemini.
- **O "Problema" da Interação:** Explicar que a eficácia de um LLM depende da entrada do usuário (o "prompt").
- **Apresentação do Conceito:** Definir *Prompt Engineering* como a disciplina emergente para otimizar essas entradas.
- **A Lacuna (Justificativa Imediata):** Apontar que a maioria dos usuários utiliza prompts genéricos, subutilizando o potencial da ferramenta.
- **Apresentação da Tese:** Introduzir a técnica de *Role-Playing* (definição de persona) como uma estratégia de *prompt engineering* avançada e de alto impacto.
- **Objetivo do Trabalho:** Declarar que este TCC irá investigar, medir e analisar o impacto dessa técnica.

- **Estrutura do Capítulo:** Descrever brevemente o que será visto nos próximos capítulos.

## 2. Problema de Pesquisa e Objetivos

- **Problema de Pesquisa (A Pergunta-Chave):**
  1. *De que forma a aplicação de técnicas de role-playing na engenharia de prompts afeta, quantitativa e qualitativamente, a precisão, profundidade e relevância das respostas geradas por LLMs em domínios de conhecimento especializado?*
- **Objetivo Geral:**
  1. Analisar e mensurar o impacto da definição de persona (role-playing) na qualidade das saídas de LLMs.
- **Objetivos Específicos:**
  1. Revisar a literatura sobre *Prompt Engineering* e técnicas de otimização de LLMs.
  2. Definir uma metodologia e uma rubrica para avaliar a "qualidade" de uma resposta de IA.
  3. Executar experimentos comparativos entre prompts genéricos e prompts com *role-playing* em diferentes áreas do conhecimento.
  4. Analisar os dados coletados e discutir as implicações práticas da técnica.

## 3. Referencial Teórico (Revisão da Literatura)

Este é o capítulo onde você "conversa" com outros autores.

- **3.1. A Evolução dos LLMs:** De modelos estatísticos a Transformers (Vaswani et al., 2017) e a arquitetura GPT.
- **3.2. Fundamentos da Engenharia de Prompts:**
  - Conceitos básicos (Prompt, Contexto, Resposta).
  - Técnicas estabelecidas: *Zero-shot*, *One-shot*, *Few-shot learning*.
  - Técnicas avançadas: *Chain-of-Thought* (CoT), *Tree-of-Thought* (ToT).
- **3.3. O Papel do Contexto e da Persona:**
  - Como os LLMs usam o *context-setting* (definição de contexto).
  - Estudos sobre "personificação" de IA e seu impacto na interação humano-computador.
  - Análise de como a instrução de "ser um especialista" força o modelo a acessar subconjuntos de dados mais específicos.

## 4. Metodologia de Pesquisa

Este é o "coração" do seu TCC. Como você vai provar sua tese?

- **4.1. Abordagem:** Pesquisa de natureza mista (quantitativa e qualitativa).

- **4.2. Objeto de Estudo:** Definir qual(is) LLM(s) serão usados (Ex: Gemini Advanced, GPT-4o).
- **4.3. Design do Experimento (Estudo de Caso):**
  - **Seleção de Domínios:** Escolher 3-4 áreas especializadas (Ex: Medicina, Direito, Programação em Python, Marketing Digital).
  - **Criação do Conjunto de Teste:** Elaborar 5 perguntas-problema para cada domínio (Ex: "Analise este sintoma", "Redija uma cláusula de contrato", "Depure este código").
  - **Criação dos Prompts (Variáveis):**
    - **Grupo de Controle (Prompt Genérico):** Apenas a pergunta-problema. (Ex: "O que é importante numa dieta?").
    - **Grupo Experimental (Prompt com Persona):** A mesma pergunta, mas precedida pela técnica de *role-playing* (Ex: "Você é um nutricionista esportivo...").
- **4.4. Coleta de Dados:** Executar todos os prompts nos LLMs e salvar *todas* as respostas de forma organizada.
- **4.5. Rubrica de Avaliação (Como Medir "Qualidade"):** Criar uma tabela (rubrica) para pontuar cada resposta.
  - **Métricas Quantitativas:**
    - *Precisão (0-5):* A informação está factualmente correta?
    - *Profundidade (0-5):* A resposta é superficial ou detalhada?
    - *Uso de Jargão (0-5):* O vocabulário técnico do "especialista" foi usado corretamente?
  - **Métricas Qualitativas:**
    - *Tom e Estilo:* A resposta adere ao tom da persona solicitada?
    - *Relevância:* A resposta foca no que o "especialista" focaria?

## 5. Análise e Discussão dos Resultados

Aqui você apresenta o que descobriu.

- **5.1. Análise Quantitativa:**
  - Apresentar tabelas e gráficos comparando a pontuação média do "Grupo de Controle" vs. "Grupo Experimental" para cada domínio.
  - (Ex: "No domínio 'Medicina', a pontuação média de 'Profundidade' saltou de 2.1 para 4.7 com o uso de persona").
- **5.2. Análise Qualitativa:**
  - Apresentar os exemplos mais claros (como fizemos no nosso guia prático).
  - Comparar lado a lado trechos das respostas genéricas e das respostas com persona, destacando as diferenças de vocabulário, foco e profundidade.
- **5.3. Discussão:**
  - O que esses números e exemplos significam?

- Confirmar (ou refutar) a hipótese inicial.
- Discutir *por que* o *role-playing* funciona (provavelmente ao forçar o modelo a limitar seu espaço de busca e a imitar padrões de texto especializado em seus dados de treinamento).

## 6. Conclusão

- **Retomada:** Relembrar o problema de pesquisa e os objetivos.
- **Síntese dos Achados:** Resumir as principais descobertas (Ex: "O estudo demonstrou que a técnica de *role-playing* aumenta a qualidade das respostas em X%...").
- **Limitações do Estudo:** Ser honesto sobre o que seu TCC *não* cobriu (Ex: "Este estudo usou apenas um LLM", "A rubrica de avaliação é subjetiva", "Poucos domínios foram testados").
- **Trabalhos Futuros:** Sugerir próximas pesquisas (Ex: "Testar a técnica em outros idiomas", "Criar um framework para *role-playing* otimizado", "Analizar o impacto de personagens negativas").

## Referências Bibliográficas

(Listar todos os autores e artigos citados no Referencial Teórico, seguindo as normas ABNT).

### Análise (Registro no Notebook):

#### 1. A resposta foi genérica?

Não. A resposta foi altamente específica e estruturada para a tarefa solicitada ("me diga como posso melhorá-lo [para um TCC]"). Ela não forneceu conselhos genéricos sobre "como escrever um TCC", mas sim:

- **Adaptou o Tópico:** Converteu o "guia prático" (seu tema) em um "objeto de estudo" acadêmico.
- **Forneceu Estrutura:** Deu uma estrutura de 6 seções (Introdução, Metodologia, etc.).
- **Deu Itens Acionáveis:** Propôs um Problema de Pesquisa específico, Objetivos Específicos e um Referencial Teórico (citando autores/conceitos como Vaswani et al. e Chain-of-Thought).
- **Propôs uma Metodologia:** Detalhou um *design* de experimento (Grupo de Controle vs. Experimental) e uma rubrica de avaliação específica.

#### 2. O LLM usou termos vagos como "capriche na introdução" ou "faça um bom trabalho"?

Não. A resposta evitou ativamente esse tipo de linguagem "clichê" e de baixo valor.

- **Em vez de dizer:** "Capriche na introdução" (vago).
- **A resposta disse:** "A Introdução deve conter: Contextualização [ascensão dos LLMs], A Lacuna [usuários usam prompts genéricos], Apresentação da Tese [técnica de Role-Playing]..." (específico e estrutural).
- **Em vez de dizer:** "Faça uma boa metodologia" (vago).
- **A resposta disse:** "Sua metodologia deve ser de Abordagem mista (quant/qual). O Design do Experimento deve ter: Seleção de Domínios (Medicina, Direito...), Criação de Prompts (Grupo de Controle vs. Experimental), e uma Rubrica de Avaliação (Precisão 0-5, Profundidade 0-5...)." (específico e prescritivo).

**Conclusão da Análise:** A resposta do LLM (minha) demonstrou seguir as regras de *não-generalidade*. Ela interpretou o pedido do TCC não como um pedido de conselhos vagos, mas como uma solicitação de *estrutura de engenharia de projeto acadêmico*.

## Nível 2: O Prompt Específico e Constrito (Alto Valor Técnico)

### Análise de Otimizações de Performance e Riscos de Implementação

Com base na arquitetura de pesquisa do seu TCC (comparação de prompts genéricos vs. prompts com persona em domínios de conhecimento especializado), aqui estão as otimizações e riscos:

### 3 Otimizações de Performance (Metodologia)

- **1. Automatizar a Coleta de Dados via API:** A performance da sua coleta de dados será drasticamente otimizada se você, em vez de copiar e colar manualmente, usar a API do LLM (ex: Google AI Studio ou OpenAI Playground). Isso permite executar dezenas de prompts (Grupo de Controle e Experimental) em segundos, além de permitir o controle de parâmetros como "temperatura" (criatividade), o que é crucial para discutir o risco de estocasticidade.
- **2. Validar a Rubrica com Múltiplos Avaliadores:** Para aumentar a robustez acadêmica (performance da validação), sua "Rubrica de Avaliação" (Métricas Quantitativas 0-5) não deve ser aplicada apenas por você. Selecione mais uma ou duas pessoas (colegas ou seu orientador) para pontuar uma amostra das respostas sem saber qual é qual (teste cego). Isso permite calcular o "Kappa de Cohen" (índice de concordância entre avaliadores) e prova que sua rubrica não é puramente subjetiva.
- **3. Testar a "Profundidade" da Persona como Variável:** Em vez de apenas testar *Genérico* vs. *Persona*, otimize o experimento testando *Genérico* vs. *Persona Superficial* vs. *Persona Profunda*.

- *Superficial*: "Você é um médico."
  - Profunda: "Você é um cardiologista interventionista com 20 anos de experiência, focado em medicina baseada em evidências e cético quanto a novos tratamentos sem estudos robustos."
- Isso adiciona uma camada de "performance" à sua análise sobre o que na persona realmente melhora a resposta.

### 3 Riscos de Implementação (Metodologia)

- **1. Risco de Viés de Confirmação do Avaliador:** Este é o maior risco. Você quer que os prompts de persona sejam melhores. Inconscientemente, ao aplicar sua rubrica, você pode pontuar as respostas da persona com mais generosidade. A otimização nº 2 (múltiplos avaliadores cegos) é o principal mecanismo de mitigação para este risco.
- **2. Risco de Não-Determinismo (Estocasticidade):** Os LLMs são estocásticos; a mesma pergunta feita duas vezes pode gerar respostas diferentes. Se você rodar o "Prompt Genérico" e obtiver uma resposta ruim, e depois rodar o "Prompt de Persona" e obtiver uma boa, pode ser apenas sorte (uma variação estatística). Para mitigar isso, você deve rodar cada prompt (Genérico e Persona) 3-5 vezes e avaliar a *média* da qualidade das respostas.
- **3. Risco de "Contaminação por Alinhamento":** Modelos modernos (como Gemini ou GPT-4o) são fortemente "alinhados" para serem úteis e seguros. O risco é que o prompt genérico (Ex: "Fale sobre dieta") já acione o alinhamento de "ser um especialista prestativo", fazendo com que a resposta genérica seja muito similar à resposta da persona. Isso enfraquece sua tese. Para mitigar, você deve incluir domínios "inesperados" ou que exijam criatividade (ex: "Você é um poeta do século 19...") onde o alinhamento padrão não interfira.

### Análise (Registro no Notebook):

#### Análise da Linguagem e Otimizações

Com base no trecho de código fornecido:

##### 1. Linguagem do Código:

- O código está escrito em **Português**, utilizando nomes de variáveis, comentários e *strings* de *print* em português (ex: RECEITAS, calcular\_imc, "Bem-vindo ao Nourish!").

- A linguagem usada nas funções e *docstrings* é **técnica e clara**, focada em **desenvolvimento de software** (classes, métodos, validação de *input* com expressões regulares, etc.).
- **Conclusão sobre a Linguagem:** O código demonstra conhecimento técnico na implementação de um *chatbot* ou aplicativo de nutrição, mas a linguagem de *interface* é amigável (em Português). **Não há evidência de que um LLM esteja gerando o código, mas sim que o código foi escrito por alguém com conhecimento de Python e lógica de front-end de console.**

## 2. Sugestões de Otimização (Machine Learning/Estatística):

- **Não há sugestões de otimização** de Machine Learning (como Validação Cruzada Estratificada, *kernel*s para SVM, etc.) neste trecho de código.
- O código foca em:
  - **Estrutura de Dados:** Uso de dicionários aninhados (**RECEITAS**) e uma classe (**Usuario**).
  - **Validação de Entrada:** Funções robustas (`validar_input_float`, `validar_input_lista`, `validar_input_multiplo`) que usam `re` (expressões regulares) para garantir a qualidade dos dados.
- **Contexto:** As otimizações mencionadas na sua pergunta (Validação Cruzada, *kernel*s) são típicas de um projeto de **Modelagem Preditiva/Machine Learning**. O código fornecido está na fase de **Coleta de Dados/Onboarding de Usuário** para uma aplicação de **Recomendação de Receitas**, que é uma aplicação de regras e *caching*, não necessariamente de ML avançado.
- **Por favor, comece respondendo às perguntas interativamente no seu console, seguindo o fluxo acima.**
- O primeiro prompt que você deve ver é:
- --- Coleta de Dados Pessoais ---
- ---
- --- Selecione seu Gênero ---
- 1. Masculino
- 2. Feminino
- 3. Outro/Prefiro não dizer
- Digite o número da sua escolha:
- ----- Perfil de Usuário 'Nourish' Criado ----- Gênero: Feminino Altura: 1.60 m Peso: 85.0 kg
- IMC: 33.20 Faz Exercício: Não Objetivo Principal: Perda de Peso
- Motivação: Estética/Visual Preferências: Baixo Carboidrato
- Onboarding concluído com sucesso!

| Funcionalidade                   | Critério de Aceitação   | Por que no MVP?   |
|----------------------------------|---|---|
| <b>Onboarding Básico</b>         | Coletar Gênero, Peso, Altura (para IMC) e <b>Objetivo Principal</b> .   | Necessário para definir a macro-regra de recomendação.              |
| <b>Base de Dados Reduzida</b>    | Implementar apenas <b>duas</b> receitas na base: uma <i>compatível</i> com o objetivo e uma <i>incompatível</i> . | Permite testar se o filtro principal está funcionando corretamente. |
| <b>Mecanismo de Recomendação</b> | Dado um perfil, o sistema deve <b>exibir SOMENTE</b> a receita compatível (ou nenhuma, se não houver).            | É o <i>core value</i> . Se o filtro falhar, o sistema falha.        |

### Discussão Final e Portfólio (Entrega)

1. Comparação Cruzada: Qual dos três prompts gerou o *insight* mais inesperado e valioso para o seu TCC? O que o Gestor de Projetos disse que o Professor ou o Engenheiro não disseram?
2. Conclusão: O que você aprendeu sobre a natureza da inteligência do LLM e como essa técnica será útil na sua carreira profissional?

Documente todas as quatro saídas de prompts e suas análises em um arquivo word ou PDF).

## Modelo de Machine Learning para o App Nourish

O modelo ideal para o Nourish seria um **Sistema de Recomendação Híbrido**, combinando a **Filtragem Baseada em Conteúdo (Content-Based Filtering)** (regras nutricionais) com a **Modelagem do Perfil do Usuário** (os dados de *onboarding*).

### 1. Preparação dos Dados (Datasets)

Seu sistema requer a criação e o pré-processamento de duas fontes principais de dados:

#### A. Dataset de Usuário (Features do Onboarding)

| Feature<br>(Coluna)  | Tipo de Dado | Origem<br>(Páginas do PDF) | Pré-processamento  |
|----------------------|--------------|----------------------------|--|
| <b>Gênero</b>        | Categórico   | P. 8                       | One-Hot Encoding<br>(Feminino/Masculino/Outros)                  |
| <b>IMC</b>           | Numérico     | P. 9 , P. 10               | Feature Scaling<br>(Normalização/Padronização)                   |
| <b>Faz Exercício</b> | Binário      | P. 11                      | Mapeamento (Sim=1, Não=0)  |
| <b>Objetivo</b>      | Categórico   | P. 12                      | One-Hot Encoding<br>(Perder Peso/Ganhar Massa/Manter/Reeducação) |
| <b>Motivação</b>     | Categórico   | P. 13                      | One-Hot Encoding   |
| <b>Preferências</b>  | Multilabel   | P. 57                      | Representação binária (ex: Coluna <b>Gosta_Frango</b> : 1 ou 0)  |

#### B. Dataset de Itens (Features da Receita)

|                          |              |  |   |
|--------------------------|--------------|--|---|
| Feature<br>(Coluna)      | Tipo de Dado | Origem (Páginas do PDF)  | Pré-processamento                                 |
| <b>Ingrediente-chave</b> | Categórico   | P. 16, P. 19   | One-Hot Encoding (ex: Carne, Frango, Batata Doce) |
| <b>Carboidratos</b>      | Numérico     | P. 16  | Normalização                                      |
| <b>Proteínas</b>         | Numérico     | P. 16  | Normalização                                      |
| <b>Gordura</b>           | Numérico     | P. 16  | Normalização                                      |
| <b>Dieta-alvo</b>        | Multilabel   | Derivado da análise dos ingredientes (ex: Vegano, Baixo Carboidrato) | Representação binária                             |

## 2. O Algoritmo de ML (Modelo de Classificação/Recomendação)

Um bom ponto de partida seria um modelo de **Classificação Binária** (ou **Regressão Logística**).

**Objetivo do Modelo:** Dado o **Perfil do Usuário (A)** e as **Características da Receita (B)**, prever a probabilidade do usuário interagir positivamente (avaliar bem, salvar, ou adicionar à dieta) com essa receita.

$$P(\text{Interac,a}^{\sim}\text{o Positiva} | \text{Usu\'ario}, \text{Receita}) = \sigma(\theta_1 \cdot \text{Features Usu\'ario} + \theta_2 \cdot \text{Features Receita} + \dots)$$

1. **Modelo: Regressão Logística ou Random Forest Classifier** (para capturar relações não lineares).
2. **Entrada (Input):** O vetor concatenado do **Perfil do Usuário** e das **Características da Receita**.

3. **Saída (Output/Target):** Uma variável binária,  $Y \in \{0, 1\}$ , onde 1 significa que a receita foi "Adicionada à dieta" ou "Salva", e 0 significa que foi ignorada ou trocada.

### 3. Matriz de Avaliação (Treinamento)

Como você não tem dados de interação (o sistema está em protótipo), você precisará **simular os rótulos de treinamento (o Target Y)** baseado nas regras de negócio:

- **Rótulo  $Y=1$  (Positivo):**
  - *Regra:* Se Objetivo = "Perder Peso" E a Receita tiver Calorias  $< X$  E a Receita for "Baixo Carboidrato"  $\Rightarrow Y=1$ .
- **Rótulo  $Y=0$  (Negativo):**
  - *Regra:* Se Objetivo = "Perder Peso" E a Receita for "Alto Açúcar" (como "Frutas com mel")  $\Rightarrow Y=0$ .

### Nível 3: O Desafio de Role-Playing — Múltiplas Perspectivas (Valor Especializado)

| Funcionalidade                    | Justificativa de Valor   | Fora do MVP (Backlog)   |
|-----------------------------------|--|---|
| <b>Onboarding Essencial</b>       | Coleta de IMC + <b>Objetivo Principal</b> (P. 12) <sup>14141414</sup> .  | Coleta de Motivação (P. 13) <sup>15</sup> , Preferências Múltiplas (P. 57). |
| <b>Catálogo de Receitas (MVP)</b> | Implementar apenas receitas de <b>Café da Manhã</b> (ex: Frutas com Mel) <sup>16</sup> e <b>Almoço/Jantar</b> (ex: Nhoque) <sup>17</sup> . | Implementação de Categoria "Lanches/Sobremesas".                            |

|                               |   |   |
|-------------------------------|---|---|
| <b>Mecanismo de Filtragem</b> | Regra Única: Filtrar a receita se for <b>incompatível</b> com o Objetivo Principal (e.g., Alto Açúcar/Carboidrato é filtrado para "Perder Peso"). | Recomendações personalizadas por horários do dia ou com <i>ranking</i> de ML.                 |
| <b>Funcionalidade de Ação</b> | Permitir que o usuário " <b>Troque a Refeição</b> " <sup>18</sup> .   | Permitir "Adicionar à Dieta" <sup>19</sup> ou "Salvar" <sup>20</sup> (complexo de persistir). |

#### 4. Próximo Passo: Refinando a Arquitetura de ML

Com este modelo de ML em mente, o próximo passo seria refinar a arquitetura de produção do sistema.

Gostaria de:

- Aprofundar a Estratégia MLOps/Deployment:** Detalhando como este modelo seria treinado e servido em produção (conexão com a sugestão do Engenheiro de Software).
- Aprofundar a Avaliação (Metrics):** Detalhando as métricas de ML (F1-Score, Precisão, Recall) e as métricas de negócio (Taxa de Cliques, Engajamento).

| <b>Métrica de Negócio</b>                  | <b>Definição</b>   | <b>Impacto no TCC Nourish</b>                                       |
|--|--|---|
| <b>Taxa de Cliques (CTR) / Engajamento</b> | Percentual de vezes que o usuário <i>clica</i> ou <i>salva</i> a receita recomendada, em | <b>Mede a Relevância Direta.</b> Se o CTR for baixo, o modelo de ML |

|                                |                |   |  |
|--------------------------------|----------------|---|--|
|                                |                | relação ao número total de recomendações exibidas.  | não está alinhado com o usuário.   |
| <b>Churn (Taxa Evasão)</b>     | <b>Rate de</b> | Percentual de usuários que param de usar o aplicativo após interagir com a recomendação.  | <b>Mede a Satisfação a Longo Prazo.</b> A recomendação ruim (ou incoerente) pode ser uma causa direta de abandono. |
| <b>Retenção de 7 Dias (D7)</b> |                | Percentual de usuários que retornam ao app após 7 dias de uso do recurso de recomendação. | <b>Mede o Hábito.</b> A recomendação bem-sucedida cria um valor repetitivo que fideliza o usuário.                 |

Esta é uma análise excelente para fechar o ciclo da atividade de Role-Playing.

## Comparação Cruzada de Insights

O prompt que gerou o **insight mais inesperado e valioso** para o TCC foi o do **Gestor de Projetos**.

### O Insight Mais Valioso: A Mitigação de Risco e a Priorização do MVP

O insight inesperado e mais valioso foi a sugestão de mitigar o **Risco de Prazo na Validação Nutricional e Regras de Conflito** e a definição estrita do **MVP** (Produto Mínimo Viável).

| Perspectiva             | Insight Principal   | Valor para o TCC   |
|-------------------------|---|--|
| <b>Professor Doutor</b> | Foco na teoria (LGPD, Padrões de Projeto) e na documentação (UML, Plano de Testes). | <b>Alto Valor Acadêmico.</b> Garante a aprovação metodológica. |

|                               |  |   |
|-------------------------------|--|---|
| <b>Engenheiro de Software</b> | Foco na arquitetura (Microsserviços, Lambda/Cloud Run) e em MLOps.   | <b>Alto Valor Técnico.</b><br>Garante a escalabilidade futura.  |
| <b>Gestor de Projetos</b>     | Foco nos riscos de <b>prazo</b> e <b>escopo</b> causados por fatores <b>externos</b> (Especialista Nutricional) e a necessidade de entregar a funcionalidade de <i>filtragem binária</i> antes de qualquer complexidade. | <b>Alto Valor de Entrega e Negócio.</b> Garante que o projeto seja finalizado dentro do prazo, focando no <b>valor mínimo</b> que prova a hipótese. |

## Discussão Final e Portfólio

**O que o Gestor de Projetos disse que o Professor ou o Engenheiro não disseram?**

O Gestor de Projetos introduziu a perspectiva de **dependência externa** e **risco de escopo não técnico**:

1. **Risco de Dependência Externa (Curadoria de Dados):** O Gestor identificou que a **Validação de Receitas** (as incoerências como os 59g de Proteína no doce) não é um problema de código, mas sim um **risco de prazo** que depende da disponibilidade de um **Especialista Nutricionista**. O Engenheiro focaria na API de dados; o Professor, na citação da fonte; mas o Gestor focou na *paralisação* do projeto.
2. **Foco em Filtragem Binária para o MVP:** Enquanto o Professor e o Engenheiro sugeriram arquiteturas complexas (ML, Padrões), o Gestor forçou o recuo para a entrega mais básica: O MVP é apenas a **Regra Única** de filtragem de incompatibilidade. Isso garante que o TCC possa ser entregue mesmo que não haja tempo para implementar todo o *pipeline* de ML.
3. **Risco de Escopo Ilimitado (Scope Creep):** O Gestor destacou o perigo de expandir as preferências ("Vegano," "Cetogênica") antes de validar o *core* do sistema. Isso protege o escopo do TCC de se tornar incontrolável.

---

## ⭐ Conclusão: Aprendizados sobre a Inteligência do LLM

**O que você aprendeu sobre a natureza da inteligência do LLM?**

A natureza da inteligência do LLM, demonstrada nesta atividade, é sua capacidade de realizar "**Síntese Contextual Orientada**":

1. **Mudança de Modelo Mental (Persona):** O LLM demonstrou a habilidade de não apenas mudar o *tom de voz*, mas sim a **lógica de avaliação**. Ao assumir a *persona* do Gestor, ele ignorou (ou despriorizou) a complexidade do código e a teoria, focando em **Variáveis Críticas de Negócio** (Tempo, Custo, Valor).
2. **Aplicação Coerente de Frameworks:** Para cada *persona*, o LLM aplicou o *framework* correto:
  - **Professor:** Framework de TCC/Metodologia (UML, Teoria de Requisitos).
  - **Engenheiro:** Framework de Arquitetura/DevOps (Serverless, Modularidade).
  - **Gestor:** Framework de Gestão Ágil (MVP, Riscos de Escopo/Prazo).
3. **Conexão de Variáveis Não Óbvias:** O LLM conseguiu conectar a falha na Tabela Nutricional (um dado) a um **Risco de Prazo** (uma variável de gestão), mostrando que a análise transcende a superficialidade das categorias.

### **Como essa técnica será útil na sua carreira profissional?**

A técnica de **Comparação Cruzada de Perspectivas** será extremamente útil na carreira profissional para:

1. **Tomada de Decisão Holística (360º):** Em vez de analisar um problema (ex: lançar um novo recurso) apenas sob o prisma técnico (É possível programar?), poderei rapidamente avaliar as implicações de **Negócio** (Qual o retorno?) e **Metodologia/Compliance** (Quais os riscos legais e de qualidade?).
2. **Preparação para Reuniões Multidisciplinares:** Antes de apresentar um projeto ou solução em uma reunião com stakeholders de diferentes áreas (Diretoria, TI, Produto), posso "pré-testar" o projeto com o LLM, simulando as perguntas e preocupações de cada grupo, garantindo que a proposta seja robusta e aborde todos os ângulos críticos.