

UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E BIOLÓGICAS
DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO

RODRIGO GOMES CHAVES

Orientador: Pedro Henrique Lopes Silva

Coorientadora: Dayanne Gouveia Coelho

**COMPARAÇÃO DO NSGA-II E DO ϵ -RESTRITO PARA O
PLANEJAMENTO DE CARDÁPIOS DO RESTAURANTE
UNIVERSITÁRIO DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO**

Ouro Preto, MG
2022

UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E BIOLÓGICAS
DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO

RODRIGO GOMES CHAVES

**COMPARAÇÃO DO NSGA-II E DO ϵ -RESTRITO PARA O PLANEJAMENTO DE
CARDÁPIOS DO RESTAURANTE UNIVERSITÁRIO DA UNIVERSIDADE
FEDERAL DE OURO PRETO**

Monografia II apresentada ao Curso de Ciência da Computação da Universidade Federal de Ouro Preto como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Bacharel em Ciência da Computação.

Orientador: Pedro Henrique Lopes Silva

Coorientadora: Dayanne Gouveia Coelho

Ouro Preto, MG
2022

SISBIN - SISTEMA DE BIBLIOTECAS E INFORMAÇÃO

C512c Chaves, Rodrigo Gomes.

Comparação do NSGA-II e do épsilon-restrito para o Planejamento de Cardápios do Restaurante Universitário da Universidade Federal de Ouro Preto. [manuscrito] / Rodrigo Gomes Chaves. - 2022.
53 f.

Orientador: Prof. Dr. Pedro Henrique Lopes Silva.

Coorientadora: Profa. Dra. Dayanne Gouveia Coelho.

Monografia (Bacharelado). Universidade Federal de Ouro Preto.
Instituto de Ciências Exatas e Biológicas. Graduação em Ciência da Computação .

1. NSGA-II. 2. épsilon-restrito. 3. Problema da dieta. 4. Restaurante Universitário. 5. Otimização multiobjetivo. I. Coelho, Dayanne Gouveia. II. Silva, Pedro Henrique Lopes. III. Universidade Federal de Ouro Preto. IV. Título.

CDU 612.395.6

Bibliotecário(a) Responsável: Luciana De Oliveira - SIAPE: 1.937.800



FOLHA DE APROVAÇÃO

Rodrigo Gomes Chaves

COMPARAÇÃO DO NSGA-II E DO ÉPSILON-RESTRITO PARA O PLANEJAMENTO DE CARDÁPIOS DO RESTAURANTE UNIVERSITÁRIO DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO

Monografia apresentada ao Curso de Ciência da Computação da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação

Aprovada em 24 de Outubro de 2022.

Membros da banca

Pedro Henrique Lopes Silva (Orientador) - Doutor - Universidade Federal de Ouro Preto
Dayanne Gouveia Coelho (Coorientadora) - Doutora - Universidade Federal de Ouro Preto
Guilherme Augusto Lopes Silva (Examinador) - Bacharel - Universidade Federal de Ouro Preto
Maycon José Jorge Amaro (Examinador) - Bacharel - Universidade Federal de Ouro Preto

Pedro Henrique Lopes Silva, Orientador do trabalho, aprovou a versão final e autorizou seu depósito na Biblioteca Digital de Trabalhos de Conclusão de Curso da UFOP em 24/10/2022.



Documento assinado eletronicamente por **Pedro Henrique Lopes Silva, PROFESSOR DE MAGISTERIO SUPERIOR**, em 01/11/2022, às 20:24, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site http://sei.ufop.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **0416020** e o código CRC **713444EA**.

Dedico este trabalho a todos os que me ajudaram nessa etapa da minha vida, em especial aos meus pais que estiveram sempre comigo e aos professores e colegas que tive ao longo do curso de Ciências da Computação na Universidade Federal de Ouro Preto.

Agradecimentos

Primeiramente, agradeço a Deus, por me guiar em todo meu caminho durante esses anos de estudos na graduação. Aos meus pais, Gislane e Vantuil por serem meu porto seguro durante toda minha vida, por estarem presentes nos momentos ruins, me ajudando a superar qualquer desafio, mas principalmente por me ajudarem, me apoiarem e incentivarem durante todo este período de estudos. À Professora Dayanne e ao Professor Pedro, pelos conselhos, ensinamentos, paciência e compreensão, guiando meu trabalho à um melhor resultado. À Universidade Federal de Ouro Preto, pelo espaço concedido e pelas oportunidades oferecidas, e a todos os professores do meu curso, pela elevada qualidade de ensino, essenciais para minha formação acadêmica. Aos meus colegas e amigos, pelos momentos de compartilhamento e ensinamentos, que muito contribuíram para a realização deste trabalho. Enfim, a todos que estiveram presentes e que de alguma forma contribuíram para a conclusão da minha formação.

Resumo

Uma alimentação adequada é fundamental para a saúde física e mental das pessoas de todas as idades. Ao ingressarem na universidade, os estudantes mudam sua rotina, suas relações sociais e seus hábitos e podem acabar deixando de lado o cuidado com sua alimentação. Uma má alimentação pode acarretar na diminuição do foco, desânimo na realização de atividades e até ser a causa de algumas doenças. Em contrapartida, uma alimentação saudável melhora a qualidade de vida de uma pessoa. Quando as refeições são balanceadas, todas as funções do organismo podem ser beneficiadas. Neste contexto, este trabalho busca a elaboração de um cardápio para o Restaurante Universitário da Universidade Federal de Ouro Preto baseando-se em uma dieta que respeite os requisitos mínimos exigidos pela Organização Mundial da Saúde. O objetivo é maximizar as preferências alimentares dos estudantes ao mesmo tempo que minimiza o custo de cada refeição. Para gerar o conjunto de cardápios do Restaurante Universitário, aplicou-se dois métodos: o algoritmo genético multiobjetivo *Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm - II* (NSGA-II) e a estratégia do ϵ -restrito na ferramenta Python-MIP. Os resultados finais mostraram que as metodologias propostas foram capazes de gerar um conjunto representativo de soluções factíveis. Vale destacar que o NSGA-II, apesar de obter soluções dominadas pelas soluções obtidas utilizando a estratégia ϵ -restrito, encontrou um conjunto de cardápios mais diversificado, palatáveis e mais próximo do contexto real aplicado atualmente no restaurante universitário.

Palavras-chave: NSGA-II, ϵ -restrito, Problema da dieta, Restaurante Universitário, Otimização multiobjetivo.

Abstract

Proper nutrition is fundamental for the physical and mental health of people of all ages. When entering university, students change their routine, their social relations, and their habits, and may end up neglecting the care for their nutrition. A poor diet can lead to decreased focus, discouragement in performing activities, and even be the cause of some diseases. On the other hand, healthy eating improves a person's quality of life. When meals are balanced, all body functions can be benefited. In this context, this work seeks to develop a menu for the University Restaurant of the Federal University of Ouro Preto based on a diet that meets the minimum requirements demanded by the World Health Organization. The goal is to maximize the students' food preferences while minimizing the cost of each meal. To generate the set of menus for the University Restaurant, two methods were applied: the multiobjective genetic algorithm Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm - II (NSGA-II) and the ϵ -restricted strategy in the Python-MIP tool. The final results showed that the proposed methodologies were able to generate a representative set of feasible solutions. It is worth noting that NSGA-II, despite obtaining solutions dominated by the solutions obtained using the ϵ -restricted strategy, found a set of more diverse, palatable menus that are closer to the real context currently applied in the university restaurant.

Keywords: *NSGA-II, ϵ -restricted, Diet Problem, University Restaurant, Multi objective Optimization.*

Lista de Ilustrações

Figura 3.1 – Quantidade necessária de minerais, vitaminas e macronutrientes.	12
Figura 3.2 – Exemplos de Pontos presentes em vários níveis da curva de Pareto que podem ser gerados pelo NSGA-II.	15
Figura 3.3 – Cálculo da <i>Crowding Distance</i>	16
Figura 3.4 – Simplificação do Algoritmo NSGA-II.	16
Figura 3.5 – Ilustração do funcionamento do operador single-point crossover.	17
Figura 3.6 – Ilustração do funcionamento do operador de mutação.	18
Figura 4.1 – Indicador de hiper-volume com duas funções objetivos.	22
Figura 5.1 – Exemplo de conjunto de solução gerados para o cardápio carnívoro através do NSGA-II.	23
Figura 5.2 – Exemplo de conjunto de solução gerados para o cardápio vegetariano através do NSGA-II.	24
Figura 5.3 – Exemplo de conjunto de solução gerados para o cardápio carnívoro através do ϵ -restrito.	24
Figura 5.4 – Exemplo de conjunto de solução gerados para o cardápio vegetariano através do ϵ -restrito.	25
Figura 5.5 – Comparação dos conjuntos de soluções gerados para o cardápio carnívoro através das estratégias estudadas.	25
Figura 5.6 – Comparação dos conjuntos de soluções gerados para o cardápio vegetariano através das estratégias estudadas.	26

Lista de Tabelas

Tabela 3.1 – Estrutura da solução obtida pelo algoritmo.	13
Tabela 3.2 – Representação de uma possível solução carnívora para o problema, com um custo total de R\$7,13.	13
Tabela 3.3 – Representação de uma possível solução vegetariana para o problema, com um custo total de R\$5,36.	14
Tabela 4.1 – Parâmetros do algoritmo NSGA-II.	21
Tabela 5.1 – Representação de uma solução do cardápio carnívoro.	27
Tabela 5.2 – Representação de uma solução do cardápio vegetariano.	27
Tabela A.1 – Tabela de alimentos com seus respectivos valores de custo e preferência dos usuários.	35

Lista de Abreviaturas e Siglas

Cbc	<i>Coin-or branch and cut</i>
DECOM	Departamento de Computação
DRI	<i>Dietary Reference Intakes</i>
IC	Iniciação Científica
IDE	<i>Integrated Development Environment</i>
ILS	<i>Iterated Local Search</i>
MOEAD/D	<i>Multiobjective Evolutionary Algorithm</i>
NSGA-II	<i>Nondominated Sorting Genetic Algorithm II</i>
OMS	Organização Mundial da Saúde
RU	Restaurante Universitário
UFOP	Universidade Federal de Ouro Preto

Lista de Símbolos

\geq	Maior ou igual
\leq	Menor ou igual
\in	Pertence
\sum	Somatório
\forall	Para todo
ϵ	Épsilon

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Justificativa	2
1.2	Objetivos	3
1.3	Organização do Trabalho	3
2	Fundamentação Teórica	5
2.1	Problema Da Dieta	5
2.1.1	Problema da Dieta Multiobjetivo	6
2.2	Trabalhos Relacionados	7
3	Metodologia	10
3.1	Banco de dados	10
3.1.1	Valores Nutricionais dos alimentos	10
3.1.2	Coleta dos dados	11
3.1.3	Recomendações Nutricionais ao Ser Humano	12
3.2	NSGA-II e ϵ -Restrito aplicado ao problema da Dieta	12
3.2.1	Representação de uma solução	13
3.2.2	O algoritmo NSGA-II	14
3.2.2.1	Operadores Genéticos	16
3.2.2.2	Parâmetros do Algoritmo	18
3.3	Estratégia ϵ -Restrito	19
4	Experimentos	20
4.1	Problemas-teste	20
4.2	Parâmetros	21
4.3	Métrica de Avaliação	21
5	Resultados e Discussões	23
6	Considerações Finais	28
	Referências	30
	Anexos	34
	ANEXO A Tabela de Alimentos	35

1 Introdução

O hábito e o consumo alimentar de uma família são influenciados pelas questões culturais, avanços tecnológicos na produção dos alimentos, processo de industrialização, propagandas veiculadas pelos meios de comunicação e, principalmente, pela condição socioeconômica, entre outros fatores (SANTOS et al., 2005).

Vieira et al. (2002) destacam que na adolescência ocorrem diversas situações emblemáticas como intensas alterações biológicas e instabilidade psicossocial. Somadas a isso, ocorre também o ingresso do estudante na universidade, o surgimento de novas relações sociais e adoção de novos comportamentos em um ambiente normalmente distante do familiar. Todas essas mudanças e circunstâncias podem colocar em risco a saúde de um aluno.

Ao ingressar na universidade, os alunos mudam bastante sua rotina e, conseqüentemente, há uma grande tendência em alterações em seus hábitos alimentares. Uma alimentação ruim pode afetar o desempenho dos alunos, pois ao manter um mal estado nutricional pode-se resultar em alterações das funções físicas, cognitivas e comportamentais, acelerar o envelhecimento cerebral e afetar o aprendizado dos alunos (ALIBABIĆ et al., 2014).

Os Restaurantes Universitários (RUs) são estabelecimentos responsáveis por oferecer a toda comunidade acadêmica (estudantes, funcionários, docentes e servidores técnico administrativos) refeições de qualidade e com um custo mínimo, atendendo aos requisitos básicos nutricionais (PRACE, 2022). Neste propósito, o RU da Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP) procura oferecer aos estudantes acesso à duas importantes refeições do seu dia, o almoço e o jantar, respeitando os requisitos nutricionais e financeiramente acessível. Para que isto ocorra, é necessário que se desenvolva opções de refeições variadas para o cardápio, o que pode ser bastante exaustivo e complexo. Neste contexto, técnicas computacionais se tornam uma boa escolha para facilitar o processo de criação de cardápios.

O Problema da Dieta, proposto por Stigler (1945), consiste em desenvolver um modelo matemático capaz de satisfazer a preocupação econômica e alimentar do exército americano. O problema consistia em descobrir, dentre 77 alimentos distintos, quais deveriam ser ingeridos diariamente por um homem com atividades físicas moderadas e pesando aproximadamente 70kg. O objetivo era garantir que as quantidades mínimas e máximas de nutrientes recomendadas pelo Conselho Nacional de Pesquisa Norte-americano fossem respeitadas e com o menor custo possível.

A partir dese problema clássico, vários estudos e trabalhos propuseram métodos de otimização com o passar dos anos com o intuito de resolver tal problema e suas variações, de maneira rápida e objetiva, seja eles mono-objetivo como trata HREȚCANU e HREȚCANU (2017) utilizando-se de programação linear, ou multiobjetivo como trata Silva et al. (2017b)

fazendo uso de um algoritmo genético. Tais métodos contam ainda com a possibilidade de ser integrados em uma grande diversidade de ambientes como escolas, hospitais, bases militares, etc., variando suas restrições e funções objetivo.

Neste contexto, o presente trabalho propõe aplicar uma abordagem multiobjetivo ao Problema da Dieta para o planejamento de cardápios para o RU da UFOP, visando obter menores custos para a elaboração de suas refeições e maximizando a preferência alimentar dos estudantes da universidade. Pretende-se ainda obter cardápios com dietas que respeitem o consumo diário de nutrientes proposto pelo DRI (*Dietary Reference Intakes*) (INTAKES et al., 1997).

Para realizar este trabalho foi utilizado como referência a formulação matemática proposta por Delinski et al. (2019). O objetivo era gerar uma dieta para um RU de modo que os alimentos apresentassem maior preferência entre os estudantes e menores preços, além de atender os requisitos nutricionais mínimos recomendados ao ser humano (INTAKES et al., 1997). O modelo testado por Delinski et al. (2019) para ser servida em RUs para estudantes de 19 a 24 anos, demonstrou ser válido a qualquer público, contanto que os dados pertinentes a cada público alvo sejam adaptados.

Para realizar o planejamento dos cardápios do RU da UFOP de maneira multiobjetiva utilizou-se o algoritmo *Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm - II* (NSGA-II) e a estratégia do ϵ -restrito (ϵ -restrito). A escolha do NSGA-II para tratar o problema da dieta se deu por considerar algumas de suas aplicações bem sucedidas de problemas de otimização multiobjetivo encontradas no estado-da-arte (DEB et al., 2002a; YUSOFF; NGADIMAN; ZAIN, 2011). A escolha pela estratégia do ϵ -restrito se deu ao seu uso já presente no problema da dieta (COLTON; HAKES; OWENS, 2020) e para comparar com os resultados do NSGA-II. Para verificar a eficiência dos algoritmos foram realizados testes considerando a base de dados obtida pela Tabela Brasileira de Composição de Alimentos (TACO) (TACO, 2011). e a tabela de alimentos fornecidas pelo RU da UFOP.

Os resultados permitiram verificar que as metodologias propostas foram capazes de gerar um conjunto de soluções não-dominadas para o problema abordado. Cada solução deste conjunto representa um cardápio para o RU da UFOP e representa um compromisso entre os objetivos considerados, ou seja, não é possível obter a melhora de um objetivo sem detrimento do outro. As dietas geradas, se mostraram palatáveis e todos os valores nutricionais recomendados pelo DRI foram atendidos, atestando a qualidade das soluções obtidas.

1.1 Justificativa

Ter uma alimentação balanceada em qualquer fase da vida é importante para saúde física e mental das pessoas. Como retratam Delinski et al. (2019), os estudantes formam um grupo muito afetado pela má alimentação, seja pela mudança de ambiente, mudança de hábitos ou a falta de dinheiro. Este controle alimentar ruim pode acarretar vários problemas nas vidas dos

alunos, como perda na concentração, desânimos nas atividades cotidianas e até mesmo doenças mais graves.

Alves e Boog (2007) afirmam que a maioria dos estudantes universitários realizam pelo menos uma refeição no RU (dos entrevistados, cerca de 63% no almoço e 28% no jantar). Baseado nesta consideração, justifica-se o estudo em questão, visto que o RU deve apresentar refeições que cumpram os requisitos nutricionais diários mínimos dos estudantes e com um custo baixo para que a maioria deles consigam ter acesso. Além disso, se as preferências da maioria forem atendidas, a satisfação e busca pelas refeições oferecidas pelo RU serão amplificadas.

Do ponto de vista teórico, a motivação para o estudo do Problema da Dieta se deve a sua complexidade computacional, por se tratar de um problema da classe NP-Difícil (LEE et al., 2021). Apesar de existirem algoritmos exatos que resolvam este problema, esses não são capazes de encontrar a solução ótima inteira em tempo determinístico polinomial. Assim, o estudo e a utilização de meta-heurísticas para tratar problemas de natureza combinatória e multiobjetivo crescem cada vez mais.

1.2 Objetivos

O objetivo geral desta monografia consiste em fazer o planejamento de cardápios para o Restaurante Universitário da Universidade Federal de Ouro Preto visando otimizar dois objetivos: a maximização da preferência alimentar dos alunos e a minimização do custo de produção da refeição. Como objetivos específicos, pretende-se:

- Estabelecer as preferências alimentares dos alunos da UFOP a partir de receitas pré selecionadas.
- Adaptar e aplicar o modelo matemático proposto em (DELINSKI et al., 2019) ao contexto e objetivos tratados no problema abordado neste trabalho.
- Adaptar o algoritmo genético multiobjetivo NSGA-II para o problema abordado.
- Adaptar a estratégia do ϵ -restrito para o problema abordado e utilizar o Python-MIP com o Cbc solver para resolver o problema.
- Elaborar um cardápio para o RU da UFOP com baixo custo, que maximize as preferências alimentares dos estudantes e respeite as recomendações nutricionais do DRI.

1.3 Organização do Trabalho

Esta monografia se encontra dividida em cinco capítulos, o restante dos capítulos segue a seguinte estrutura: o Capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica necessária para o entendimento

deste trabalho, o Problema da Dieta abordado, o modelo matemático utilizado e os principais trabalhos do estado da arte relacionados ao tema estudado.

No Capítulo 3 é descrita a metodologia aplicada neste trabalho, apresentando como foram coletados os dados utilizados e como se deu a aplicação das meta-heurísticas escolhidas para tratar o problema. No Capítulo 5 são apresentados os resultados obtidos neste trabalho e, por fim, no Capítulo 6 são apresentadas as considerações finais.

2 Fundamentação Teórica

Este capítulo detalha os principais tópicos tratados nesta monografia. Na Seção 2.1 é apresentado o Problema da Dieta e a formulação matemática utilizada. Na Seção 2.2 são apresentados os trabalhos relacionados a este estudo.

2.1 Problema Da Dieta

O Problema da Dieta foi inicialmente introduzido por Stigler (1945) e tem como objetivo obter dietas nutricionalmente adequadas, a partir de um conjunto de alimentos disponíveis, e com um custo mínimo.

A formulação matemática para o problema da dieta clássico conforme apresentado em (SILVA et al., 2017a), considera as seguintes variáveis:

Parâmetros:

T Conjunto de alimentos disponíveis.

N Conjunto dos nutrientes.

Variáveis de decisão:

p_i Porção do alimento $i \in T$ que deve ser ingerida.

c_i Custo por porção do alimento $i \in T$.

m_{ij} Quantidade de nutrientes $j \in N$ presentes em cada alimento $i \in T$.

b_j Requisito mínimo de nutrientes $j \in N$ que devem ser consumidos diariamente.

O modelo matemático do problema da dieta clássico é dado por:

$$\text{Minimizar: } \sum_i c_i p_i, \quad \forall i \in T \quad (2.1)$$

$$\text{Sujeito a: } \sum_i \sum_j m_{ij} p_i \geq b_j, \quad \forall i \in T, \forall j \in N \quad (2.2)$$

$$p_i \geq 0, \quad \forall i \in T, \quad (2.3)$$

onde a função objetivo da Equação (2.1) deste problema, tem como critério, minimizar o custo total dos alimentos incluídos na dieta. A restrição da Equação (2.2) garante que as quantidades

mínimas de nutrientes necessárias para uma dieta balanceada sejam respeitadas. E, por fim, as restrições da Equação (2.3) garantem que a quantidade de cada alimento i a ser consumida seja sempre maior ou igual a zero.

2.1.1 Problema da Dieta Multiobjetivo

Nesta monografia será tratada uma versão multiobjetivo do Problema da Dieta, baseada nos trabalhos propostos por [Delinski et al. \(2019\)](#) e [Spak et al. \(2017\)](#). Considerando ambas as abordagens, pretende-se elaborar um cardápio para o RU da UFOP que minimize o custo gerado em sua produção e maximize as preferências alimentares dos seus usuários. A ideia é encontrar um cardápio que possua um conjunto de refeições onde os administradores do RU poderão escolher aquela que atenda melhor aos objetivos propostos. Além disso, as refeições devem ser nutricionalmente adequadas de acordo com as métricas apontadas pelo DRI para pessoas na faixa etária de 19 a 30 anos de ambos os sexos.

O modelo matemático multiobjetivo utilizado foi proposto por [Delinski et al. \(2019 apud BALINTFY et al., 1978\)](#). Para a descrição do modelo considere as seguintes variáveis:

Parâmetros:

x_j indica o alimento j usado;

p_j indica a preferência do alimento j ;

Variáveis de decisão?

c_j indica o custo do alimento j ;

e_j indica a quantidade de energia que o alimento j apresenta;

E_{max} indica o máximo necessário de energia contida em uma refeição;

a_{ij} indica a quantidade de nutriente i presente no alimento j ;

N_{max} indica o máximo de nutriente i permitidos em uma refeição;

N_{min} indica o mínimo de nutriente i necessário em uma refeição.

A formulação matemática do problema da dieta multiobjetivo é dada por:

$$\text{Minimizar} \quad \sum_{j=1}^n x_j c_j, \quad \forall j \in \{1, 2, 3 \dots n\} \quad (2.4)$$

$$\text{Maximizar} \quad \sum_{j=1}^n x_j p_j, \quad \forall j \in \{1, 2, 3 \dots n\} \quad (2.5)$$

Sujeito a:

$$\sum_{j=1}^n x_j e_j \leq E_{max}, \quad \forall j \in \{1, 2, 3 \dots n\} \quad (2.6)$$

$$\sum_{j=1}^n x_j a_{ij} \leq N_{max}, \quad \forall i \in \{1, 2, 3 \dots m\} \quad (2.7)$$

$$\sum_{j=1}^n x_j a_{ij} \geq N_{min} \quad i \in \{1, 2, 3 \dots m\} \quad (2.8)$$

No modelo, as Equações (2.4) e (2.5) representam, respectivamente, as funções objetivo que minimiza os custos das refeições e maximiza as preferências alimentares dos estudantes. A Equação (2.6) representa as restrições que impõem que a quantidade de energia consumida no cardápio deve ser menor ou igual a E_{max} . As Equações (2.7) e (2.8) representam restrições que garantem que o máximo (N_{max}) e o mínimo (N_{min}) de nutrientes presentes em uma refeição sejam respeitados, respectivamente.

2.2 Trabalhos Relacionados

Durante toda a vida de um ser humano, ter uma boa alimentação é essencial para se ter um corpo saudável, o que acarreta em um desempenho melhor nas tarefas do dia a dia, ajuda a prevenir várias doenças, melhora o controle de peso, entre outros benefícios. Porém ao mudar a rotina, alterar o ambiente em que se vive, ou haver problemas no próprio controle financeiro pode dificultar ter uma dieta balanceada, que é o que ocorre muitas vezes com estudantes que saem de suas casas para cursar uma faculdade, por exemplo.

O Restaurante Universitário faz parte da vida de grande parte dos estudantes universitários, estando presente em duas refeições muito importantes em nossa alimentação, o almoço e o jantar. Tendo isso em consideração, [Delinski et al. \(2019\)](#) elaborou uma pesquisa cujo objetivo foi a geração de uma dieta para o RU com a ajuda de um modelo matemático multiobjetivo, visando minimizar os custos de uma refeição, maximizar as preferências dos alunos e minimizar a ingestão de colesterol, atendendo aos requisitos nutricionais. As preferências alimentares dos alunos, foi obtida por meio de um questionário proposto e elaborado por [Spak et al. \(2017\)](#), onde há um total de 74 perguntas sobre preferências alimentares, além de solicitar informações a respeito do sexo, idade, pessoas com quem reside e quais refeições realiza no RU. Os valores nutricionais dos alimentos foram retirados da Tabela Brasileira de Composição de Alimentos (TACO) ([TACO, 2011](#)), e para a obtenção dos preços foi feito uma pesquisa em varejo. O cardápio obtido, em relação aos valores ótimos, foi considerado inadequado pois havia grande quantidade de colesterol no resultado, o que deveria ser levado em consideração, visto que os alunos podem realizar outras refeições ao longo do dia que também podem conter alguma quantidade de colesterol. No entanto,

o modelo demonstrou ser útil, podendo ser aplicado em outros públicos alvo, possibilitando assim ajudar profissionais da saúde.

Spak et al. (2017) trataram uma variação do problema da dieta baseado no modelo proposto por Balintfy et al. (1978). O trabalho propôs a geração do cardápio para RUs com o objetivo de minimizar o custo da refeição, tendo como restrições o tratamento para se ter uma refeição nutricionalmente adequada ao grupo alvo e também atender as preferências deste grupo. O modelo gerou 5000 refeições, com 22% atendendo o que foi pedido.

Ainda com foco no meio estudantil, Marrero et al. (2020) elaboraram uma pesquisa para auxiliar escolas e cantinas na minimização do custo e da repetição dos cardápios oferecidos. Em seu desenvolvimento foi aplicado uma variação do *Multiobjective Evolutionary Algorithm based on Decomposition* (MOEA/D) utilizando a heurística *iterated local search* (ILS) como busca local. Em comparação ao Algoritmo Memético mono-objetivo seu modelo teve um nível de repetição dos cardápios significativamente melhor, porém com custos semelhantes. Em seus experimentos a execução do algoritmo foi replicada 30 vezes, gerando almoços contendo entrada, prato principal e sobremesa.

Sufahani e Ismail (2014) utilizaram um modelo matemático de programação linear inteira, com o objetivo de minimizar o orçamento fornecido pelo governo e maximizar a variedade de alimentos ingeridos, atendendo as necessidades nutricionais para crianças da Malásia de 13 a 18 anos de idade. Cada refeição gerada para os alunos do ensino médio consistiram em bebidas, refeições à base de farinha de cereais, farinha de arroz, farinha de trigo, frutas, vegetais, frutos do mar, carne, refeições à base de cereais e diversos. Os resultados obtidos pelo modelo resolvido usando Matlab foram de encontro aos objetivos propostos e apresentaram um melhor desempenho em relação à outros métodos heurísticos, como Algoritmos Genéticos. Obsequio-Namoco, Namoco e Jr (2015) propuseram atender os valores nutricionais e palatáveis de alunos entre 13 e 15 anos, por meio de um modelo de programação linear mono-objetivo com o intuito de minimizar o custo das refeições, que atendam suas capacidades de compra contendo um subsídio médio diário.

Em (SILVA et al., 2017b), o objetivo foi minimizar o número total de calorias ingeridas, respeitando as necessidades nutricionais para o ser humano, com o intuito de haver perda de peso sem que o indivíduo tenha problemas em sua saúde, mantendo uma dieta saborosa. Para a geração da dieta, foram consideradas 6 refeições: o café da manhã, dois lanches, almoço, jantar e ceia. A função objetivo teve como meta uma dieta com 1200 kcal, escolhido por ser o valor mais indicado para redução de peso segundo o trabalho. Utilizou-se, em seu desenvolvimento, o algoritmo genético, que mostrou-se superior ao algoritmo de evolução diferencial proposto em (SILVA et al., 2017c).

As pesquisas apresentadas acima estão focadas em resolver o problema da dieta em estudos de casos que envolvem escolas e universidades. Porém, o problema da dieta também pode ser aplicado em outros contextos, como por exemplo hospitais, lares de idosos, orfanatos,

forças militares, dentre outros.

Neste contexto, o presente trabalho também busca tratar o problema da dieta para o âmbito educacional, mais especificamente o Restaurante Universitário da Universidade Federal de Ouro Preto. Seguindo uma linha parecida com a proposta por [Delinski et al. \(2019\)](#), este trabalho utiliza um modelo matemático multiobjetivo para se alcançar um conjunto de refeições. O que difere o modelo matemático utilizado neste trabalho do modelo proposto por [Delinski et al. \(2019\)](#) é a retirada da função objetivo que minimiza o colesterol, pois a princípio a ideia é reduzir o custo maximizando as preferências dos alunos. Um estudo em relação a minimização do colesterol ficará para trabalhos futuros. Outra diferença entre os trabalhos é a estratégia usada para obter o conjunto de soluções não-dominadas, enquanto na referência utilizou-se uma abordagem linear inteira, no presente trabalho será aplicada uma meta-heurística clássica.

3 Metodologia

Com o objetivo de fazer o planejamento de cardápios para o RU da UFOP, a estratégia do ϵ -restrito e o algoritmo genético multiobjetivo *Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm - II* (NSGA-II) foram adaptados e aplicados ao problema abordado. Neste contexto, este capítulo detalha a metodologia usada na execução desta monografia: a Seção 3.1 descreve a criação do banco de dados utilizados para resolver o problema e a Seção 3.2 descreve como o algoritmo NSGA-II e o ϵ -restrito foram adaptados e implementados para tratar o problema da dieta.

3.1 Banco de dados

Para a obtenção da dieta, foi construída uma tabela de entrada dos dados para a execução do algoritmo genético utilizado. Para tal base de dados, levou-se em consideração para cada alimento o seu preço, valor nutricional e uma nota relacionada as preferências alimentares dos alunos. A obtenção desses dados são descritos nas Subseções 3.1.1 e 3.1.2, que tratam da coleta dos valores nutricionais dos alimentos e da coleta das preferências dos estudantes para cada alimento, respectivamente. Os alimentos para compor a tabela foram selecionados a partir do cardápio oferecido pelo RU da UFOP e os custos obtidos e calculados a partir de uma pesquisa realizada em varejos da região de Ouro Preto. Todas as informações dos alimentos podem ser obtidas por meio do seguinte link da plataforma GitHub <<https://github.com/drigueiro/anexos-auxiliares-para-monografia>>.

3.1.1 Valores Nutricionais dos alimentos

Os nutrientes de cada alimento utilizado na construção da tabela da base de dados foram obtidos na 4ª Edição da Tabela Brasileira de Composição de Alimentos (TACO), construída pela Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP no ano de 2011 (TACO, 2011). O objetivo dessa tabela é conceber dados da composição dos alimentos que são consumidos no Brasil, baseando-se em um plano de amostragem, afim de garantir valores que sejam representativos. Para que seja garantida a confiabilidade dos resultados, as análises são realizadas em laboratórios com capacidade analítica comprovada por estudos interlaboratoriais. A tabela TACO aqui citada dispõe de sua terceira versão com um total de 597 alimentos na sua composição.

Neste estudo não foram utilizados todos os alimentos presentes na tabela TACO. Foram desconsiderados: (i) os alimentos pertencentes a grupos alimentares que não fazem parte da refeição oferecida no RU (almoço e jantar), como nozes e sementes, por exemplo, e (ii) os alimentos que não fazem parte da cultura geográfica de Minas Gerais ou que geralmente não são oferecidos nos RUs, como camarão, por exemplo.

Alguns alimentos que são oferecidas atualmente no cardápio do RU da UFOP e que não estavam presentes na TACO foram inseridos na base de dados. Os dados nutricionais desses alimentos que não estavam presentes na tabela TACO foram retirados da tabela de alimentos do IBGE (ALIMENTOS, 2011). Assim, a base de dados final gerada e utilizada para gerar as refeições do RU da UFOP possui um total de 133 alimentos. Todos os alimentos utilizados estão disponíveis na Tabela A.1 do Anexo A.

3.1.2 Coleta dos dados

Os RUs são comumente geridos por uma administração pública e de acordo com Casagrande, Cestari e Motta (2009), essa administração utiliza preços advindos do mercado de varejo para produtos comprados em larga escala. Levando em consideração que o RU da UFOP é administrado por uma empresa terceira via licitação, para estimar os valores dos alimentos com o objetivo de minimizar o custo de uma refeição hipotética, os custos foram calculados a partir das médias dos valores praticados por mercados de varejo da região de Ouro Preto.

Visando maximizar a preferência dos estudantes, foi elaborada uma pesquisa online de satisfação na Universidade Federal de Ouro Preto. Tal pesquisa foi realizada pela aluna Bárbara Letícia Rodrigues Milagres em sua iniciação científica com o auxílio da ferramenta Google Forms, uma plataforma que auxilia na criação e aplicação de formulários online. Mais detalhes no que diz respeito ao questionário e seu resultado pode ser encontrado em (MILAGRES, 2021).

De forma sucinta, o conteúdo do questionário contou, de início, com duas perguntas gerais. A primeira questionando o tipo de vínculo do participante com a UFOP e a segunda com o intuito de descobrir sobre a utilização do RU em suas refeições diárias. O restante do questionário possui perguntas que buscam verificar a preferência do usuário em relação a composição das refeições oferecidas ou que poderiam ser oferecidas pelo RU da UFOP, com uma escala de 1 a 9 onde 1 significava que o participante desgosta “muitíssimo” daquele alimento e 9 gosta “muitíssimo”. Os grupos alimentares envolvidos na composição foram:

- Cereais e derivados (arroz, macarrão, etc.);
- Legumes, verduras e tubérculos (abobrinha, alface, batata, etc.);
- Leguminosas e derivados (feijão, lentilha, ervilha, etc.);
- Carnes e derivados (carne bovina, carne suína, aves, carne de soja, etc.);
- Sobremesas (banana, doce de leite, gelatina, etc.).

Milagres (2021) obteve em seu questionário um total de 197 respostas voluntárias e anônimas. Os valores das preferências dos usuários obtidas estão apresentados na Tabela A.1 do Anexo A.

3.1.3 Recomendações Nutricionais ao Ser Humano

Para se manter uma dieta nutricionalmente balanceada, as refeições consumidas durante o dia a dia devem conter valores mínimos e máximos de nutrientes necessários ao organismo. Estes valores foram obtidos através do DRI - *Dietary Reference Intakes* (INTAKES et al., 1997).

Segundo Lupton et al. (2002), o ser humano necessita de uma quantidade certa dos principais tipos de macronutrientes para se manter saudável, sendo eles carboidratos, fibras, gorduras, ácidos graxos, colesterol, proteínas e aminoácidos. Ainda segundo o estudo, há evidências que sugerem que doenças crônicas ou alguns problemas de saúde estão relacionados a elevada ou a baixa ingestão de qualquer um dos macronutrientes.

Para a construção da dieta deste trabalho, foram levados em consideração os seguintes componentes: proteína, carboidrato, fibra alimentar, cálcio, magnésio, manganês, fósforo, ferro, cobre, zinco, tiamina, vitamina C e energia.

Para se fazer a listagem dos nutrientes necessários, o DRI leva em consideração a faixa etária do público alvo e, assim como Delinski et al. (2019), foi considerada a idade entre 19 e 30 anos, visto que esta é a faixa etária predominante dos estudantes que frequentam o RU da UFOP. Os valores utilizados foram pré-processados para o modelo, pois os nutrientes necessários se diferem entre homem e mulher. Assim, foi usado o maior mínimo e o menor máximo necessário entre ambos os gêneros. Os nutrientes e seus respectivos valores estão apresentados na Figura 3.1.

	Quantidade necessária para um dia		Quantidade necessária para as refeições principais (almoço ou jantar)	
	Mínimo (mg)	Máximo (mg)	Mínimo (mg)	Máximo (mg)
Proteína	56.000	-	22.400	-
Carboidrato	130.000	-	52.000	-
Fibra alimentar	38.000	-	15.200	-
Cálcio	1.000	2.500	400	1.000
Magnésio	400	-	160	-
Manganês	2,3	11	0,9	4,4
Fósforo	700	4.000	280	1.600
Ferro	18	45	7,2	18
Cobre	0,90	10	0,36	4
Zinco	11	40	4,4	16
Tiamina	1,2	-	0,5	-
Vitamina c	90	2.000	36	800

Figura 3.1 – Quantidade necessária de minerais, vitaminas e macronutrientes.

Fonte: Retirado de (DELINSKI et al., 2019) onde foi adaptado de (CAMPBELL, 2004; PADOVANI et al., 2006).

3.2 NSGA-II e ϵ -Restrito aplicado ao problema da Dieta

Esta seção descreve como a meta-heurística NSGA-II e a estratégia do ϵ -Restrito foram aplicadas ao problema da dieta multiobjetivo. A Subseção 3.2.1 apresenta como uma solução do problema é representada. A Subseção 3.2.2 descreve o NSGA-II e os operadores genéticos implementados para tratar o problema, além dos parâmetros utilizados pelo algoritmo. Por fim, a

Subseção 3.3 descreve a estratégia do ϵ -restrito e como foi utilizado levando em consideração o problema da dieta multiobjetivo.

3.2.1 Representação de uma solução

Uma solução contendo um cardápio para o RU, neste trabalho, possui a seguinte configuração: duas saladas, um prato proteico, uma guarnição, dois acompanhamentos e uma sobremesa. A estrutura gerada pelo algoritmo é dada por um vetor contendo sete posições, onde cada posição é relacionada à configuração dita, como mostra a Tabela 3.2.1.

Posição do vetor	Tipo de Alimento
1	Salada 1
2	Salada 2
3	Prato Proteico
4	Guarnição
5	Acompanhamento 1
6	Acompanhamento 2
7	Sobremesa

Tabela 3.1 – Estrutura da solução obtida pelo algoritmo.

A Tabela 3.2.1 apresenta um exemplo de um cardápio voltado para uma dieta carnívora e a Tabela 3.2.1 um exemplo de um cardápio para uma dieta vegetariana. No cardápio vegetariano todos os tipos de carnes (frango, peixe, carne vermelha, frutos do mar e outras) são excluídas e substituídas por outra proteína de origem vegetal ou ovos.

Tipo de Alimento	Alimento	Custo	Preferência	Quantidade (g)
Salada 1	Tomate Cru	R\$0.40	7.49	100
Salada 2	Brócolis Cozido	R\$0.91	7.03	100
Prato Proteico	Frango Assado	R\$1.09	7.5	100
Guarnição	Creme de Milho	R\$0.62	6.71	100
Acompanhamento 1	Arroz Integral cozido	R\$1.90	6.99	150
Acompanhamento 2	Feijão Preto Cozido	R\$1.91	7.74	100
Sobremesa	Mexerica	R\$0.30	7.88	100

Tabela 3.2 – Representação de uma possível solução carnívora para o problema, com um custo total de R\$7,13.

Tipo de Alimento	Alimento	Custo	Preferência	Quantidade (g)
Salada 1	Tomate Cru	R\$0.40	7.49	100
Salada 2	Cenoura Crua	R\$0.40	6.81	100
Prato Proteico	Grão-de-Bico com Abobrinha	R\$0.58	4.42	100
Guarnição	Creme de Milho	R\$0.62	6.71	100
Acompanhamento 1	Arroz Integral cozido	R\$1.90	6.99	150
Acompanhamento 2	Tutu de feijão	R\$1.21	6.81	100
Sobremesa	Melancia	R\$0.25	7.88	100

Tabela 3.3 – Representação de uma possível solução vegetariana para o problema, com um custo total de R\$5,36.

3.2.2 O algoritmo NSGA-II

O desenvolvimento do algoritmo para resolver o Problema da Dieta baseou-se no *framework* de código aberto Pymoo (Blank; Deb, 2020), nele há diversos exemplos de algoritmos para problemas mono e multi objetivos. O algoritmo usado para ajudar a encontrar os resultados ótimos para o problema e construção do cardápio foi o NSGA-II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II*), um algoritmo multiobjetivo sólido, inicialmente proposto por Deb et al. (2002b), e bastante usado em várias aplicações no mundo real. O NSGA-II é um algoritmo genético que, em sua execução, utiliza dos princípios da evolução das espécies, gerando descendentes a partir de cruzamentos e mutações, tendo como base uma população inicial. Em seguida, seleciona-se os indivíduos que irão para as próximas gerações de acordo com a classificação não-dominada dos resultados. Um resultado x se diz dominar outro resultado y se e somente se $f_i(x) \leq f_i(y)$ para $i = 1, 2, 3, \dots$, e $f_i(x) < f_i(y)$ para dada uma função objetivo (VARGAS et al., 2016). No caso deste trabalho, os indivíduos tratam-se do vetor de alimentos representados pelas Tabelas 3.2.1 e 3.2.1, para pratos carnívoros e vegetarianos, respectivamente, enquanto os genes de cada indivíduo é representado por uma posição (contendo um alimento) deste vetor.

As soluções não-dominadas estão localizadas na primeira camada do conjunto de Pareto do problema, sendo assim classificadas como as melhores soluções possíveis. A Figura 3.2 mostra um exemplo de pontos obtidos pela execução do NSGA-II, onde os pontos em vermelho representam o conjunto na primeira camada da fronteira de Pareto, ou seja, as soluções não dominadas, enquanto os pontos em amarelo estão na última, sendo os piores resultados.

O que difere o NSGA-II dos demais algoritmos genéticos presentes na literatura é o seu processo de seleção elitista, fazendo uso de dois operadores nesse processo: o *Fast Non-Dominated Sorting*, que olha para não-dominância dos indivíduos (Figura 3.2) e o *Crowding Distance*, ou distância de agrupamento, que calcula o quão distante cada solução está relacionada a sua vizinha mais próxima para cada função objetivo (Figura 3.3).

O *Fast Non-Dominated Sorting*, que olha para não-dominância dos indivíduos (vide Figura 3.2), onde cada solução da população é verificada com uma população parcialmente

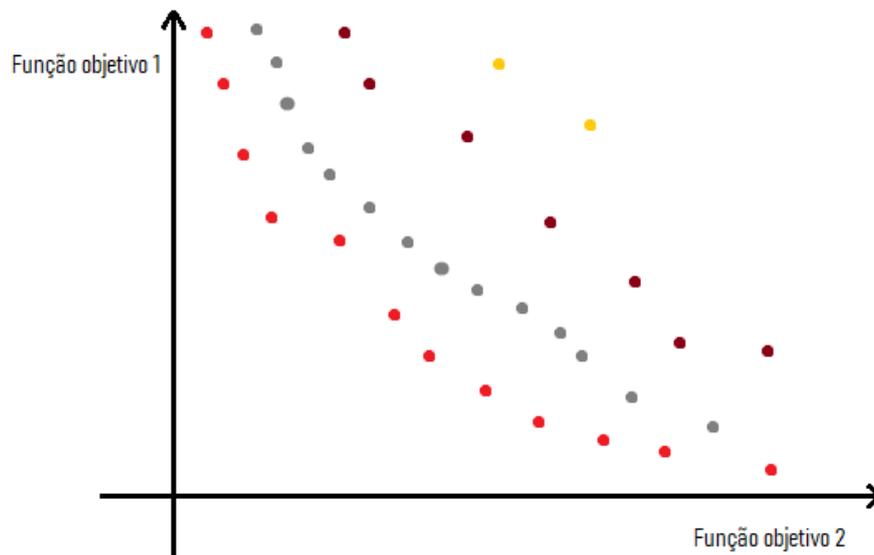


Figura 3.2 – Exemplos de Pontos presentes em vários níveis da curva de Pareto que podem ser gerados pelo NSGA-II. Cada conjunto de pontos representados por uma cor faz referência a uma fronteira de dominância, onde não são dominados por outros pontos em seu nível. O conjunto de pontos representados pela cor vermelha é o conjunto ótimo de pareto, pois não há outro conjunto que o domine.

preenchida para dominação, como explica (DEB et al., 2000): no começo, a primeira solução da população é mantida em um conjunto P , a partir disto, a cada população gerada, todos os seus membros são comparados com todos os membros do conjunto P . Então, a questão de exemplo, seja q uma solução qualquer gerada pela segunda execução do algoritmo, se q domina qualquer membro p do conjunto P , então p é removido de P , caso contrário q é ignorado, mas se q não é dominado por nenhum membro p existente em P , então q é inserido no conjunto P . No final, após todas as execuções do algoritmo e todas as soluções serem verificadas, o conjunto P é formado pelo conjunto não dominado do problema.

A distância de agrupamento (*Crowding Distance*), Figura 3.3, consiste em calcular a média da distância de dois indivíduos adjacentes presentes na população, sendo classificados quanto a sua distribuição no conjunto solução, e priorizados os indivíduos mais espalhados, (COELHO et al., 2012). Assim como descreve (VARGAS, 2018) quanto maior o valor do *Crowding Distance*, mais distante a solução está perante suas vizinhas no espaço dos objetivos, fazendo com que sua preferência para manter-se para a próxima geração seja maior. Esta etapa serve para garantir que o indivíduos contidos no conjunto encontrado seja o mais próximo do conjunto Pareto-ótimo (DEB et al., 2002b).

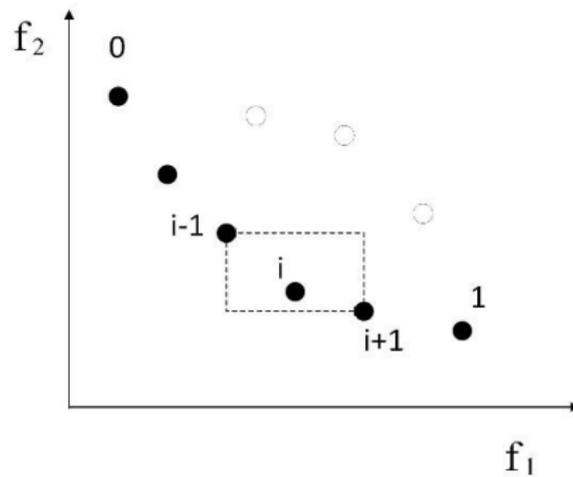


Figura 3.3 – Cálculo da *Crowding Distance*. Segundo (VARGAS, 2018), o *Crowding Distance* em um problema que contém duas funções objetivos é o semiperímetro de um retângulo cujos vértices são as soluções vizinhas mais próximas. O *Crowding Distance* de uma solução i , é representado pela estimativa do perímetro formado por seus vizinhos mais próximos $i - 1$ e $i + 1$ (GOMEDE; BARROS, 2014).

Fonte: Adaptação de (DEB et al., 2002b).

A Figura 3.4 mostra uma simplificação da execução do algoritmo.

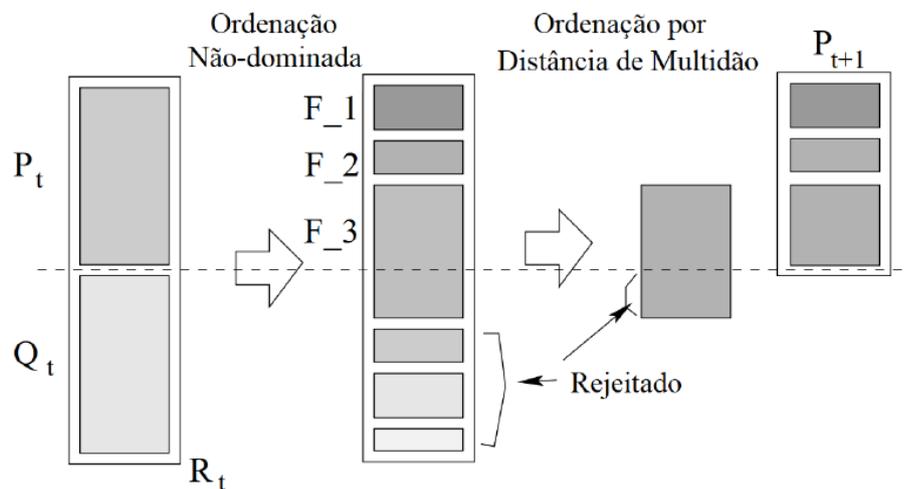


Figura 3.4 – Simplificação do Algoritmo NSGA-II. Onde R_t é a população gerada, contendo sua população pai (P_t) e sua população descendente (Q_t), F_1, F_2, F_3, \dots , representam a fronteira de Pareto, P_{t+1} representa a nova população de pais selecionada.

Fonte: (JÚNIOR CAROLINA P. ALMEIDA, 2021)

3.2.2.1 Operadores Genéticos

O *crossover*, ou cruzamento, é o operador utilizado em programação genética para gerar novos cromossomos que irão perpetuar para a próxima geração a partir de progenitores

selecionados. Tais progenitores são escolhidos aleatoriamente em uma população inicial e, a cada geração que se é criada, são escolhidos os mais “aptos” para se ter o cruzamento e obter um novo grupo de indivíduos. O cruzamento é realizado por meio de combinação dos cromossomos (ou características) dos progenitores escolhidos daquela geração, resultando em uma nova geração com indivíduos com maior diversidade. O método de *crossover* utilizado neste trabalho recebe o nome de *single-point crossover*, onde é escolhido um único ponto nos progenitores para se fazer um corte e através desse corte recombinar os seus dados genéticos afim de gerar dois novos indivíduos. Esse método é ilustrado na Figura 3.5. A escolha dos progenitores foi realizada por meio do método de seleção. Durante a execução do *crossover*, pode haver a geração de indivíduos idênticos à existentes na população. Essas duplicatas são eliminadas pelo Pymoo no decorrer da execução, o que faz com que o *single-point crossover* atue outra vez para gerar novos indivíduos até que todos os descendentes sejam distintos.

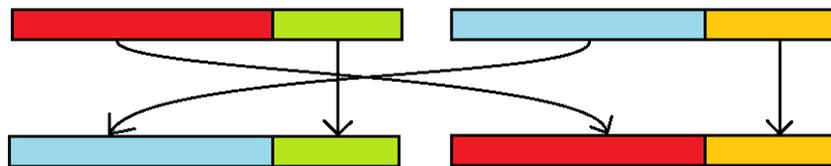


Figura 3.5 – Ilustração do funcionamento do operador single-point crossover, onde o corte feito separa seus dados genéticos em dois, representadas pelas cores vermelho e verde no progenitor do lado esquerdo e azul e laranja no progenitor do lado direito. Esses dados são recombinadas afim de gerar dois novos indivíduos, um azul (primeira parte do progenitor a direita) e verde (segunda parte do progenitor a esquerda) e outro vermelho (primeira parte do progenitor a esquerda) e laranja (segunda parte do progenitor a direita).

Fonte: Elaborado pelo autor.

O operador de mutação usado nesse trabalho é bastante simples. Em uma dada população, há uma pequena porcentagem de que alguns indivíduos terão seu material genético mutado, no caso deste trabalho apenas 10% deles foram alterados. Os indivíduos que sofreram mutação tiveram apenas um cromossomo aleatório alterado, também de forma aleatória. Esse cromossomo foi representado por um alimento que constituiria o prato completo, podendo então ser escolhido, de forma aleatória, uma das saladas, o prato proteico, a guarnição, um dos acompanhamentos ou a sobremesa. Então, para caso de exemplo, se o prato proteico fosse escolhido para ser mutado, aconteceria uma troca por outro prato proteico existente na tabela de forma aleatória.

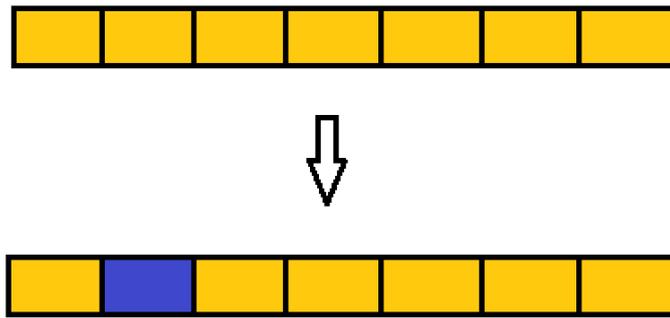


Figura 3.6 – Ilustração do funcionamento do operador de mutação. O primeiro desenho representa uma solução onde cada quadrado ilustra um gene de um indivíduo. Neste caso, o segundo gene dessa solução foi o escolhido para ocorrer a troca, assim ele foi substituído por outro gene de forma aleatória, gerando o segundo desenho.

Fonte: Elaborado pelo autor.

O operador de seleção utilizado chama-se *Tournament Selection*. Tal método consiste em escolher aleatoriamente alguns indivíduos da população e realizar uma “competição” entre eles, o indivíduo com melhor aptidão vence, resultando assim nos que irão passar pelo *crossover*. A pressão da seleção é a medida probabilística usada para dizer se tal indivíduo irá participar do torneio ou não. Tal medida pode ser alterada para que uma maior variedade de indivíduos possam ser selecionados.

3.2.2.2 Parâmetros do Algoritmo

Como foi abordado anteriormente, para obter o conjunto de soluções não-dominadas do problema abordado no presente trabalho, foi aplicado o algoritmo NSGA-II. Os principais parâmetros do algoritmo são:

Número de indivíduos: consiste no tamanho da população inicial.

Número de gerações: consiste no critério de parada usado para encerrar o programa.

Probabilidade de Cruzamento: consiste na probabilidade de se realizar o cruzamento com uma solução.

Probabilidade de Mutação: consiste na probabilidade que uma nova solução tenha seu material genético alterado.

Devido ao fato do algoritmo ser estocástico, as soluções podem ter uma certa variação entre suas execuções. Na solução final é obtido um conjunto de soluções não-dominadas que representa os melhores resultados da sua execução.

3.3 Estratégia ϵ -Restrito

No desenvolvimento da estratégia do ϵ -restrito foi utilizado o Python-MIP com o Cbc *solver* para resolver o Problema da Dieta. A estratégia ϵ -Restrito, proposto por Vira e Haimes (1983), consiste em transformar um problema multiobjetivo em mono-objetivo, tendo como foco apenas umas das funções objetivos, Equação (3.1), normalmente a que fora julgada mais importante para o problema a ser solucionado, enquanto que as demais passam a ser restrições do problema com condições menor ou igual à um determinado valor ϵ (ϵ_k), representado pela Equação (3.2). Esse valor ϵ_k pode ser obtido através dos melhores e piores valores de cada função objetivo, sendo resolvido como um problema mono-objetivo para cada função objetivo. Após isto, o algoritmo é resolvido de forma iterativa para cada função objetivo mantida e variando o ϵ designado para cada função objetivo que se transformou em restrição. Tal método pode obter uma curva de Pareto ótima, ou seja, um conjunto de soluções não dominadas, inclusive para trechos não convexos de sua fronteira (TAKAHASHI, 2007). Este método possui a grande vantagem de ter uma fácil implementação, porém caso o espaço entre um valor objetivo e outro for muito baixo, o algoritmo terá um alto índice de execuções, consequentemente irá apresentar também um tempo de execução alto (FILHO et al., 2022).

$$\text{Minimizar} \quad f_l(x) \quad (3.1)$$

Sujeito a:

$$f_i(x) \leq \epsilon_i, \quad \forall i \in \{1, 2, 3 \dots m\} \quad (3.2)$$

Sendo assim, a função focal na execução do algoritmo desta monografia se relacionou ao custo da refeição, enquanto a preferência alimentícia dos alunos se juntou às restrições do problema. A obtenção do ϵ entre uma solução e outra se deu através de experimentação, considerando o valor exato para solução com 0% e 100% de preferência dos usuários como valores iniciais e finais da estratégia, tendo vários testes exaustivos para valores entre 0 e 1, chegando a conclusão de que o melhor valor para somar ao seu valor inicial seria 0,4754 em relação ao prato contendo carne e 0,6354 em relação ao prato vegetariano, pois assim os resultados obtidos apresentariam maior variação entre si.

4 Experimentos

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos da aplicação das duas estratégias ao problema da dieta abordado, o algoritmo genético multiobjetivo NSGA-II e a estratégia ϵ -restrito.

O NSGA-II utilizado neste trabalho está disponível em (Blank; Deb, 2020), que propuseram a plataforma Pymoo para a otimização multiobjetivo na linguagem Python.¹ O algoritmo usado é semelhante a versão original proposta por Deb et al. (2002b), sendo realizadas algumas adaptações para tratar o problema do dieta.

Para a resolução do modelo matemático utilização da estratégia ϵ -restrito, foi usada a ferramenta Python-MIP (TOFFOLO; SANTOS, 2019), que utiliza da linguagem Python para sua execução e o solver Cbc (*Coin-or branch and cut*). Tal biblioteca é usada para modelagem de soluções contendo o programa MIP - Mixed-Integer Linear ou problemas de programação Linear Mista. É uma ferramenta de uso simples, rápida e eficiente para soluções de problemas mono-objetivo, e que também apresenta suporte para geradores de corte, restrições preguiçosas, pool de soluções e início de MIP.

Para o desenvolvimento do algoritmo NSGA-II e a estratégia ϵ -restrito foi utilizado a linguagem Python 3 e a execução do modelo foi realizada no Google Colaboratory, um serviço de notebooks em nuvem, que disponibiliza em sua versão gratuita uma RAM de 12.69GB e um disco de 107.72GB.

Os resultados alcançados são apresentados nas seções seguintes. Na Seção 4.1 é apresentado o problema-teste; na Seção 4.2 os parâmetros utilizados no NSGA-II e na estratégia ϵ -restrito, na Seção 4.3 a métrica usada para avaliar a qualidade do conjunto de soluções não-dominadas obtidos.

4.1 Problemas-teste

Para avaliar o método proposto para resolver o Problema da Dieta multiobjetivo será utilizado o banco de dados descrito na Seção 3.1. O banco de dados é formado por alimentos que estão presentes na Tabela TACO e que são oferecidos pelo RU da UFOP. São usados no total 133 alimentos. Os alimentos utilizados são apresentados no Anexo A.

São considerados 12 nutrientes dos alimentos selecionados, sendo eles, proteína, carboidrato, fibra alimentar, cálcio, magnésio, manganês, fósforo, ferro, cobre, zinco, tiamina e vitamina C. Os valores máximo e mínimo de cada nutriente, para a faixa etária considerada de 19 a 30 anos, foram retirados do trabalho (DELINSKI et al., 2019). E os valores nutricionais dos 133 alimentos utilizados foram retirados da TACO e da tabela de alimentos do IBGE.

¹ A plataforma Pymoo: Multiobjective Optimization in Python está disponível em <<https://pymoo.org>>.

A base de dados geral utilizada como problema-teste está disponível em <<https://github.com/drigueiro/anexos-auxiliares-para-monografia>>.

4.2 Parâmetros

Os parâmetros utilizados pelo algoritmo NSGA-II neste trabalho estão apresentados na Tabela 4.2.

Parâmetro	Valor
Número de Indivíduos	200
Número de Gerações	500
Probabilidade de Cruzamento	50%
Probabilidade de Mutação	10%

Tabela 4.1 – Parâmetros do algoritmo NSGA-II.

O critério de parada do algoritmo nesse NSGA-II trabalho foi em relação ao número de gerações rodadas a partir de uma população inicial.

Já para a estratégia do ϵ -restrito, o valor do ϵ para a restrição de preferência foi: para o prato carnívoro, iniciar com 47.616, somando 0.4754 a cada iteração, tendo critério de parada no valor 54, e para o prato vegetariano iniciar com 45.096, somando 0.6354 a cada iteração, tendo critério de parada no valor 53.

4.3 Métrica de Avaliação

Para avaliar o desempenho e a qualidade final do conjunto de soluções não-dominadas gerado do algoritmo NSGA-II e da estratégia do ϵ -restrito, foi utilizada a métrica de desempenho hiper-volume.

O hiper-volume, definida em (DEB, 2001), é um indicador de desempenho compatível com Pareto, baseando no volume entre um ponto de referência qualquer que tenha o maior valor máximo da frente de Pareto e a solução fornecida, logo é bastante utilizado em problemas multiobjetivos (Blank; Deb, 2020), pois avaliam a cobertura e o espalhamento das soluções. A Figura 4.1 ilustra o funcionamento da métrica, calculando o volume dos hipercubos formados pelas soluções presentes na curva de pareto, ilustrados por $p(1)$, $p(2)$, e $p(3)$, a partir de um ponto de referência r . O ponto de referência r é, preferencialmente, formado pela pior solução formada por cada função objetivo, ou seja, uma solução dominada por todas as outras (GONÇALVES, 2019).

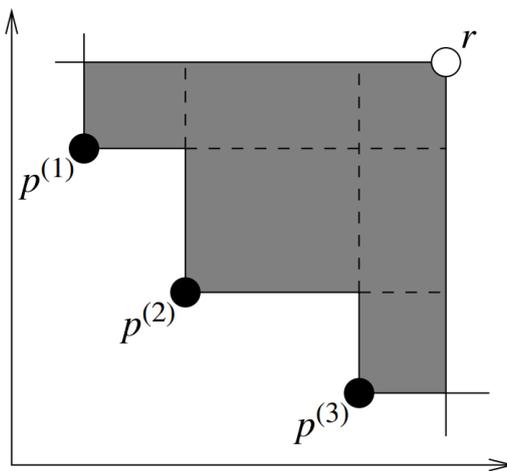


Figura 4.1 – Indicador de hiper-volume com duas funções objetivos. Os pontos $p(1)$, $p(2)$ e $p(3)$ representam um conjunto exemplo da fronteira Pareto Ótima. O ponto r representa um ponto dominado por todas as soluções, definindo os limites dos hipercubos. Cada eixo representa uma função objetivo a ser minimizada no o problema.

Fonte: (FONSECA; PAQUETE; LÓPEZ-IBÁNEZ, 2006)

5 Resultados e Discussões

Como apresentado na Seção 4.2, para a realização dos testes com o algoritmo do NSGA-II, foram aplicados os seguintes parâmetros: uma população inicial contendo 200 indivíduos gerados aleatoriamente, o cruzamento contendo a probabilidade de ocorrer de 50% e a mutação de 10%. O critério de parada é dado através do número de gerações criadas na execução do algoritmo, que nesse caso foi 500.

Para uma população de 200 indivíduos, são representados nas Figuras 5.1 e 5.2 as curvas de soluções não-dominadas obtidas para o cardápio carnívoro e para o cardápio vegetariano, respectivamente, onde f_1 representa a função de minimização da soma do valor da refeição (Equação (2.4)) e f_2 representa a maximização da soma das preferências dos alunos (Equação (2.5)). Vale destacar que os danos de f_2 estão em negativos, pois a estrutura Pymoo apenas minimiza funções objetivo, sendo necessário multiplicar por -1 as funções as quais se deseja maximizar.

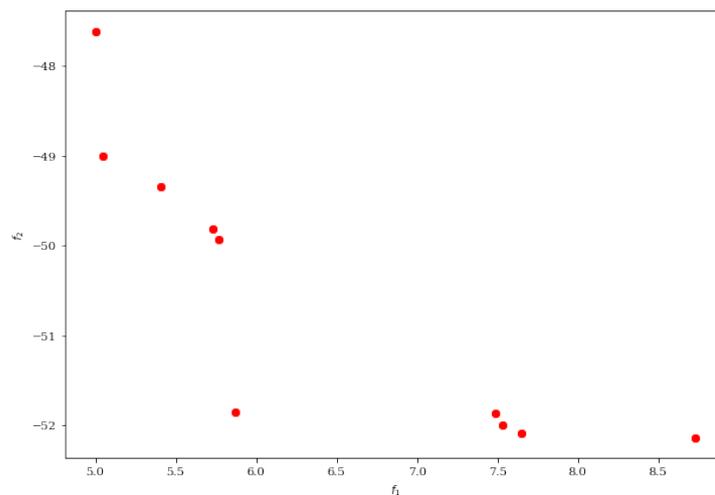


Figura 5.1 – Exemplo de conjunto de solução gerados para o cardápio carnívoro através do NSGA-II. Onde cada ponto em vermelho representa uma solução na curva de Pareto Ótima, o eixo horizontal representa f_1 (função de minimização da soma do valor da refeição), e o eixo vertical representa f_2 (maximização da soma das preferências dos alunos)

Fonte: Elaborado pelo autor.

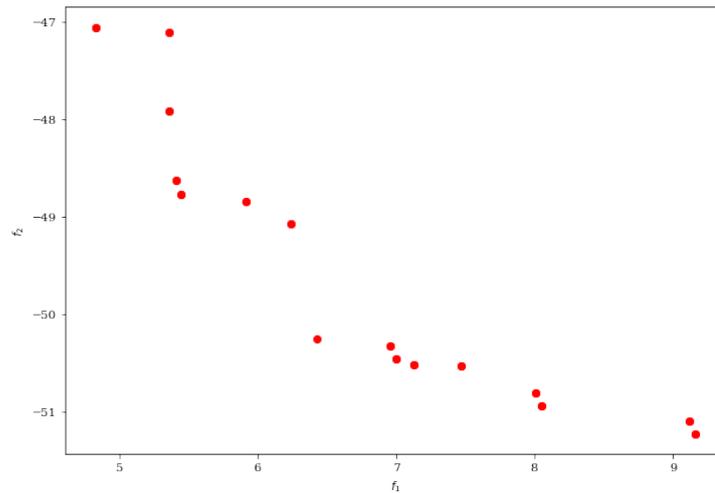


Figura 5.2 – Exemplo de conjunto de solução gerados para o cardápio vegetariano através do NSGA-II. Onde cada ponto em vermelho representa uma solução na curva de Pareto Ótima, o eixo horizontal representa f_1 (função de minimização da soma do valor da refeição), e o eixo vertical representa f_2 (maximização da soma das preferências dos alunos)

Fonte: Elaborado pelo autor.

E, assim como apresentado na Seção 3.3, a utilização do ϵ -restrito com o auxílio da ferramenta Python-MIP, foi possível obter curvas de soluções não-dominadas, as quais são mostradas na Figura 5.3 e na Figura 5.4, que contém os resultados para os pratos contendo carne e os pratos vegetarianos, respectivamente, onde os valores que se encontram na linha horizontal representam o valor do prato obtido e os valores contidos na linha vertical representam as preferências dos estudantes.

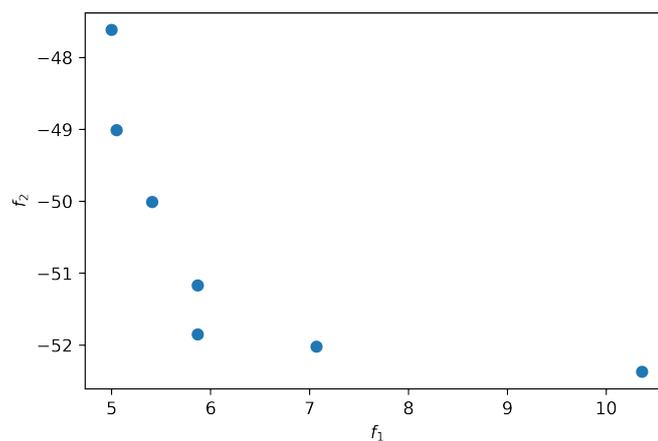


Figura 5.3 – Exemplo de conjunto de solução gerados para o cardápio carnívoro através do ϵ -restrito. Onde cada ponto em azul representa uma solução na curva de Pareto Ótima, o eixo horizontal representa f_1 (função de minimização da soma do valor da refeição), e o eixo vertical representa f_2 (maximização da soma das preferências dos alunos)

Fonte: Elaborado pelo autor.

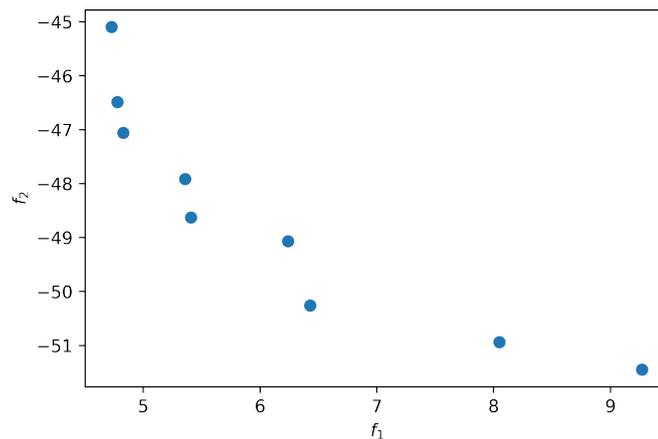


Figura 5.4 – Exemplo de conjunto de solução gerados para o cardápio vegetariano através do ϵ -restrito. Onde cada ponto em azul representa uma solução na curva de Pareto Ótima, o eixo horizontal representa f_2 (maximização da soma das preferências dos alunos), e o eixo vertical representa f_1 (função de minimização da soma do valor da refeição)

Fonte: Elaborado pelo autor.

É importante destacar que o solver utilizando a estratégia do ϵ -restrito, por utilizar o solver de programação linear inteira mista Cbc (*Coin-or branch and cut*) obteve o conjunto de soluções Pareto-ótima. O NSGA-II encontrou algumas soluções pertencentes a fronteira de Pareto, porém, nota-se que a maioria das soluções encontradas por ele são dominadas pelas soluções obtidas pela estratégia ϵ -restrito resolvida pelo Python-MIP. No entanto, vale destacar que o NSGA-II obteve um conjunto de soluções mais diversificado. As Figuras 5.5 e 5.6, fazem uma comparação das soluções obtidas utilizando as duas estratégias.

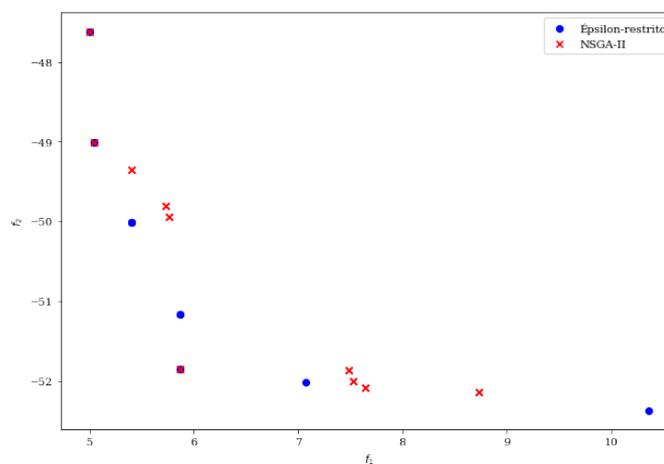


Figura 5.5 – Comparação dos conjuntos de soluções gerados para o cardápio carnívoro através das estratégias estudadas. Onde cada ponto em vermelho representa uma solução na curva de Pareto Ótima para o NSGA-II, cada ponto em azul representa uma solução na curva de Pareto Ótima para o ϵ -restrito, o eixo horizontal representa f_1 (função de minimização da soma do valor da refeição), e o eixo vertical representa f_2 (maximização da soma das preferências dos alunos)

Fonte: Elaborado pelo autor.

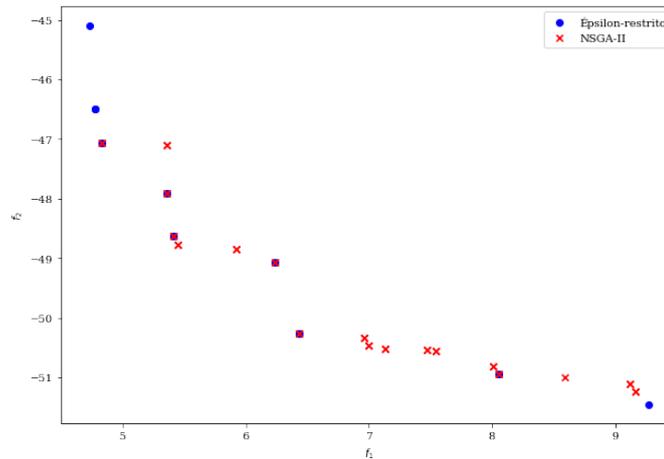


Figura 5.6 – Comparação dos conjuntos de soluções gerados para o cardápio vegetariano através das estratégias estudadas. Onde cada ponto em vermelho representa uma solução na curva de Pareto Ótima para o NSGA-II, cada ponto em azul representa uma solução na curva de Pareto Ótima para o ϵ -restrito, o eixo horizontal representa f_1 (função de minimização da soma do valor da refeição), e o eixo vertical representa f_2 (maximização da soma das preferências dos alunos)

Fonte: Elaborado pelo autor.

Com a população contendo 200 indivíduos e havendo 500 gerações, no algoritmo do NSGA-II, observa-se que o valor do hiper-volume aumenta a medida que mais indivíduos são avaliados, o que indica a melhora nos resultados do algoritmo com o passar das gerações. Tendo como referência para o cálculo do hiper-volume o ponto $[11, 55]$, pode-se obter uma média de aproximadamente 639.5704 do volume dos hipercubos formados, contendo aproximadamente 639.9288 como valor máximo desse hiper-volume gerado. Já para a estratégia do ϵ -restrito desenvolvido neste trabalho, o hiper-volume calculado pelo vetor de soluções gerado foi de aproximadamente 639.9116, mostrando que o NSGA-II se sai um pouco melhor, pois apesar de apresentarem uma diferença baixa em relação ao valor do hiper-volume, pode-se observar que o algoritmo NSGA-II gera uma maior diversidade de soluções entre as soluções não dominadas.

As Tabelas 5.1 e 5.2 são, respectivamente, duas soluções retiradas do conjunto de soluções não-dominadas ilustrado na Figura 5.2. A Tabela 5.1 representa uma possível dieta carnívora e a Tabela 5.2 uma dieta vegetariana. Note que em ambas as tabelas são apontados na primeira coluna os alimentos selecionados. Nas colunas seguintes, são apontados os valores de custo, preferência e a quantidade de cada um desses alimentos.

Alimento	Custo	Preferência	Quantidade (g)
Salada de legumes cozida no vapor	R\$0.44	6.96	100
Couve Manteiga Crua	R\$0.66	6.58	100
Frango Assado	R\$1.09	7.5	100
Creme de Milho	R\$0.62	6.71	100
Arroz à grega	R\$1.14	6.91	150
Tutu de feijão	R\$1.21	6.81	100
Melancia	R\$0.25	7.88	100
Valor do cardápio: R\$ 5.41			
Média da preferência do cardápio: 7.05			

Tabela 5.1 – Representação de uma solução do cardápio carnívoro.

Alimento	Custo	Preferência	Quantidade (g)
Tomate Cru	R\$0.40	7.49	100
Couve Manteiga Crua	R\$0.66	6.58	100
Hambúrguer de Lentilha	R\$1.50	4.85	100
Creme de Milho	R\$0.62	6.71	100
Arroz Branco - Tipo 1 cozido	R\$1.07	7.7	150
Feijão Preto Cozido	R\$1.91	7.74	100
Melancia	R\$0.25	7.88	100
Valor do cardápio: R\$ 6.41			
Média da preferência do cardápio: 6.99			

Tabela 5.2 – Representação de uma solução do cardápio vegetariano.

6 Considerações Finais

Neste trabalho é proposta uma abordagem multiobjetivo do Problema da Dieta para gerar um conjunto de cardápios para o restaurante universitário da Universidade Federal de Ouro Preto, com o objetivo de maximizar as preferências dos estudantes e minimizar o custo de cada refeição, respeitando o consumo diário de nutrientes proposto pela Organização Mundial da Saúde (OMS) e *Dietary Reference Intakes* (DRI).

Para definir os alimentos e gerar a base de dados utilizada, foram considerados os alimentos e pratos servidos no RU da UFOP e a Tabela Brasileira de Composição de Alimentos (TACO). A TACO fornece a análise nutricional de uma lista de 597 alimentos. Para completar os alimentos faltosos da TACO, utilizou-se também a Tabela de Composição Nutricional dos Alimentos Consumidos no Brasil. No total, a base de dados gerada possui 133 alimentos.

Os custos de cada alimento foram calculados considerando o valor médio praticado por supermercados da região de Ouro Preto e as notas das preferências dos estudantes foi estimada por meio de um questionário via Google Formulários. [Milagres \(2021\)](#) calculou as notas das preferências alimentares fazendo médias aritméticas das preferências de 197 usuários que responderam o questionário.

Para gerar o conjunto de cardápios do RU aplicou-se dois métodos, o algoritmo genético multiobjetivo *Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm - II* (NSGA-II) e a estratégia do ϵ -restrito. Os resultados finais mostraram que as metodologias propostas foram capazes de gerar um conjunto representativo de soluções não-dominadas, evidenciando-se, assim, a relação de compromisso entre as funções objetivo tratadas na versão multiobjetivo do problema da dieta. Em outras palavras, a diminuição do custo do cardápio corresponde na diminuição da preferência alimentar dos estudantes. Assim, cada solução do conjunto de soluções não-dominadas obtido representa um possível cardápio para o RU da UFOP. As dietas geradas, são palatáveis e respeitam todos os valores nutricionais recomendados pela Organização Mundial da Saúde e por DRI.

Em se tratando do desempenho dos métodos propostos, foi possível observar que o NSGA-II se saiu um pouco melhor em sua execução, havendo maior variedade de pontos presentes na curva de pareto, resultando em maior diversidade nos cardápios gerados, e também apresentou um maior valor relacionado ao hiper-volume (aproximadamente 639.9288 como valor máximo) em relação ao reportado com a estratégia do ϵ -restrito (aproximadamente 639.9116).

Os resultados obtidos foram satisfatórios, uma vez que, o custo não foi elevado e a escala de preferências se manteve boa. Foi possível gerar dietas palatáveis, saudáveis, baratas e que atendem às preferências dos alunos.

Como trabalhos futuros, propõe-se: (i) calcular as preferências alimentares por meio

da *fuzzificação* dos resultados; (ii) acrescentar uma estratégia de busca local ao NGSA-II para melhorar a exploração do espaço de soluções; (iii) estudar e implementar alguma estratégia para ampliar e diversificar o conjunto de soluções não-dominadas gerado, (iv) aplicar a metodologia proposta em um ambiente real dentro do RU da UFOP e (v) tomar opinião de um profissional na área alimentícia.

Referências

- ALIBABIĆ, V.; MUJIĆ, I.; RUDIĆ, D.; GOLOB, M.; ŠERTOVIĆ, E.; BAJRAMOVIĆ, M.; JOKIĆ, S. Assessment of diet quality and nutritional risks representation of university of bihać. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, Elsevier, v. 116, p. 2137–2140, 2014.
- ALIMENTOS, T. d. C. N. dos. Consumidos no brasil do instituto brasileiro de geografia e estatística–ibge, pof 2008-2009, ministério da saúde, ministério do planejamento, orçamento e gestão. *Rio de Janeiro*, 2011.
- ALVES, H. J.; BOOG, M. C. F. Comportamento alimentar em moradia estudantil: um espaço para promoção da saúde. *Revista de Saúde Pública*, SciELO Public Health, v. 41, p. 197–204, 2007.
- BALINTFY, J. L.; ROSS, G. T.; SINHA, P.; ZOLTNERS, A. A. A mathematical programming system for preference and compatibility maximized menu planning and scheduling. *Mathematical Programming*, Springer, v. 15, n. 1, p. 63–76, 1978.
- Blank, J.; Deb, K. Pymoo: Multi-objective optimization in python. *IEEE Access*, v. 8, p. 89497–89509, 2020.
- CAMPBELL, S. Dietary reference intakes: water, potassium, sodium, chloride, and sulfate. *Clinical Nutrition Insight*, LWW, v. 30, n. 6, p. 1–4, 2004.
- CASAGRANDE, M. L.; CESTARI, A. N.; MOTTA, A. P. P. D. Preços referenciais: economia, rapidez e qualidade nas compras governamentais. 2009.
- COELHO, V. N.; SOUZA, M. J. F.; COELHO, I. M.; GUIMARÃES, F. G.; CRUZ, R. C. Uma abordagem multiobjetivo para o problema de planejamento operacional de lavra. 2012.
- COLTON, T.; HAKES, K.; OWENS, T. Multi-objective diet optimization. 2020.
- DEB, K. Multiobjective optimization using evolutionary algorithms. wiley, new york. In: _____. [S.l.: s.n.], 2001.
- DEB, K.; AGRAWAL, S.; PRATAP, A.; MEYARIVAN, T. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: Nsga-ii. In: SCHOENAUER, M.; DEB, K.; RUDOLPH, G.; YAO, X.; LUTTON, E.; MERELO, J. J.; SCHWEFEL, H.-P. (Ed.). *Parallel Problem Solving from Nature PPSN VI*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2000. p. 849–858. ISBN 978-3-540-45356-7.
- DEB, K.; PRATAP, A.; AGARWAL, S.; MEYARIVAN, T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 6, n. 2, p. 182–197, 2002.
- DEB, K.; PRATAP, A.; AGARWAL, S.; MEYARIVAN, T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. *IEEE transactions on evolutionary computation*, IEEE, v. 6, n. 2, p. 182–197, 2002.

- DELINSKI, L. M. M. et al. *Utilização da modelagem matemática multiobjetivo na geração de dieta para um restaurante universitário*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2019.
- FILHO, D. de Q. M. et al. Abordagem multi-objetivo e linear para o problema de otimização da confiabilidade e alocação de redundância em sistemas série-paralelo. Universidade Federal de Minas Gerais, 2022.
- FONSECA, C. M.; PAQUETE, L.; LÓPEZ-IBÁÑEZ, M. An improved dimension-sweep algorithm for the hypervolume indicator. In: IEEE. *2006 IEEE international conference on evolutionary computation*. [S.l.], 2006. p. 1157–1163.
- GOMEDE, E.; BARROS, R. M. de. A multicriteria approach to project portfolio selection: Using multiobjective optimization and analytic hierarchy process. In: IEEE. *2014 9th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI)*. [S.l.], 2014. p. 1–7.
- GONÇALVES, E. Uma metodologia determinística à resolução de problemas multiobjetivo de despacho e de fluxo de potência. Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2019.
- HREȚCANU, C.-E.; HREȚCANU, C.-I. A linear programming model for a diet problem. *Food and Environment Safety Journal*, v. 9, n. 1, 2017.
- INTAKES, I. of Medicine (US) Standing Committee on the Scientific Evaluation of D. R. et al. Dietary reference intakes for calcium, phosphorus, magnesium, vitamin d, and fluoride. National Academies Press (US), 1997.
- JÚNIOR CAROLINA P. ALMEIDA, S. M. V. V. F. Hybrid algorithm for the multi-objective permutation flow shop problem. In: . [S.l.: s.n.], 2021.
- LEE, C.; KIM, S.; JEONG, S.; LIM, C.; KIM, J.; KIM, Y.; JUNG, M. Mind dataset for diet planning and dietary healthcare with machine learning: Dataset creation using combinatorial optimization and controllable generation with domain experts. In: *Thirty-fifth Conference on Neural Information Processing Systems Datasets and Benchmarks Track (Round 2)*. [S.l.: s.n.], 2021.
- LUPTON, J. R.; BROOKS, J.; BUTTE, N.; CABALLERO, B.; FLATT, J.; FRIED, S. et al. Dietary reference intakes for energy, carbohydrate, fiber, fat, fatty acids, cholesterol, protein, and amino acids. *National Academy Press: Washington, DC, USA*, v. 5, p. 589–768, 2002.
- MARRERO, A.; SEGREDO, E.; LEÓN, C.; SEGURA, C. A memetic decomposition-based multi-objective evolutionary algorithm applied to a constrained menu planning problem. *Mathematics*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 8, n. 11, p. 1960, 2020.
- MILAGRES, B. L. R. *Uma Abordagem Multiobjetivo do Problema da Dieta voltado para o Planejamento do Cardápio do Restaurante Universitário da Universidade Federal de Ouro Preto*. Monografia (Relatório Técnico de Iniciação Científica) — Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, ago. 2021.
- OBSEQUIO-NAMOCO, S. I.; NAMOCO, R. A.; JR, C. S. N. Utilizing optimization technique in the formulation and development of snacks for public secondary school students of the philippines. *Pakistan Journal of Nutrition*, Asian Network for Scientific Information (ANSINET), v. 14, n. 7, p. 370, 2015.

- PADOVANI, R. M.; AMAYA-FARFÁN, J.; COLUGNATI, F. A. B.; DOMENE, S. M. Á. Dietary reference intakes: aplicabilidade das tabelas em estudos nutricionais. *Revista de Nutrição*, SciELO Brasil, v. 19, p. 741–760, 2006.
- PRACE. *Restaurante Universitário | Pró-Reitoria de Assuntos Comunitários e Estudantis*. 2022. Disponível em: <<https://prace.ufop.br/restaurante-universitario>> (acessado em julho de 2022).
- SANTOS, J. S.; COSTA, M. C. O.; SOBRINHO, C. L. N.; SILVA, M. d. C. M. d.; SOUZA, K. E. P. d.; MELO, B. O. Perfil antropométrico e consumo alimentar de adolescentes de teixeira de Freitas-bahia. *Revista de Nutrição*, SciELO Brasil, v. 18, p. 623–632, 2005.
- SILVA, J. G. R.; BARBOSA, H. J. C.; CARVALHO, I. A.; VIEIRA, V. da F.; XAVIER, C. R. Solving a multiobjective caloric-restricted diet problem using differential evolution. In: *Proc. IEEE Congress Evolutionary Computation (CEC)*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 2062–2069.
- SILVA, J. G. R.; BARBOSA, H. J. C.; CARVALHO, I. A.; VIEIRA, V. da F.; XAVIER, C. R. Um estudo comparativo entre um algoritmo genético e um algoritmo de evolução diferencial para o problema da dieta restrita em calorias. 2017.
- SILVA, J. G. R.; BERNARDINO, H. S.; BARBOSA, H. J. C.; CARVALHO, I. A. de; VIEIRA, V. da F.; LOUREIRO, M. M. S.; XAVIER, C. R. Solving a multiobjective caloric-restricted diet problem using differential evolution. In: *IEEE. 2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*. [S.l.], 2017. p. 2062–2069.
- SPAK, M. D. S. et al. Aplicação da modelagem matemática para o planejamento de cardápios para restaurantes universitários. Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2017.
- STIGLER, G. J. The cost of subsistence. *Journal of Farm Economics*, [Oxford University Press, Agricultural & Applied Economics Association], v. 27, n. 2, p. 303–314, 1945. ISSN 10711031. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/1231810>>.
- SUFAHANI, S.; ISMAIL, Z. A new menu planning model for malaysian secondary schools using optimization approach. *Applied Mathematical Sciences*, v. 8, n. 151, p. 7511–7518, 2014.
- TACO, N. Tabela brasileira de composição de alimentos. *Revista Ampliada NEPA*, 2011.
- TAKAHASHI, R. H. Otimização escalar e vetorial. *Notas de aula*, 2007.
- TOFFOLO, T. A. M.; SANTOS, H. G. *Python-MIP*. 2019. Disponível em: <<https://www.python-mip.com>> (acessado em junho de 2022).
- VARGAS, D.; LEMONGE, A.; BARBOSA, H.; BERNARDINO, H. Um algoritmo baseado em evolução diferencial para problemas de otimização estrutural multiobjetivo com restrições. *Revista Internacional de Métodos Numéricos para Cálculo y Diseño en Ingeniería*, Elsevier, v. 32, n. 2, p. 91–99, 2016.
- VARGAS, D. E. C. Um Estudo dos Parâmetros do Algoritmo NSGA-II com o operador SBX em Problemas de Otimização Estrutural Multiobjetivo. *Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics*, v. 6, n. 2, 2018.
- VIEIRA, V. C. R.; PRIORE, S. E.; RIBEIRO, S. M. R.; FRANCESCHINI, S. d. C. C.; ALMEIDA, L. P. Perfil socioeconômico, nutricional e de saúde de adolescentes recém-ingressos em uma universidade pública brasileira. *Revista de Nutrição*, SciELO Brasil, v. 15, p. 273–282, 2002.

VIRA, C.; HAIMES, Y. Y. Multiobjective decision making: theory and methodology. *Noth-Holland Series in System Science and Engineering*, p. 62–109, 1983.

YUSOFF, Y.; NGADIMAN, M. S.; ZAIN, A. M. Overview of nsga-ii for optimizing machining process parameters. *Procedia Engineering*, v. 15, p. 3978–3983, 2011. ISSN 1877-7058. CEIS 2011. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877705811022466>>.

Anexos

ANEXO A – Tabela de Alimentos

A Tabela A.1 apresenta a lista com os 133 alimentos utilizados neste trabalho e as informações relacionadas ao custo de cada alimento e as notas das preferências dos estudantes da UFOP por cada alimento. Esta tabela é utilizada como entrada do NSGA-II e foi construída em conjunto com o trabalho produzido por Milagres (2021).

Tabela A.1 – Tabela de alimentos com seus respectivos valores de custo e preferência dos usuários.

Alimento	Custo	Preferência
Beterraba crua	R\$0.65	5.54
Beterraba Cozida	R\$0.99	6.17
Rabanete Cru	R\$0.74	4.79
Abobrinha Italiana Crua	R\$0.70	4.55
Abobrinha Italiana Cozida	R\$1.03	5.95
Cenoura Crua	R\$0.40	6.81
Cenoura Cozida	R\$0.73	6.497
Chuchu Cozido	R\$0.74	5.64
Alface Lisa Crua	R\$1.49	7.44
Alface Crespa Crua	R\$1.49	7.41
Almeirão Cru	R\$0.99	5.05
Rúcula Crua	R\$2.44	5.75
Couve Manteiga Crua	R\$0.66	6.58
Chicória Crua	R\$3.37	4.96
Espinafre Cru	R\$1.08	5.07
Tomate Cru	R\$0.40	7.49
Couve-flor Cozida	R\$1.24	6.64
Brócolis Cozido	R\$0.91	7.03
Repolho Branco Cru	R\$0.35	6.096
Repolho Roxo Cru	R\$0.50	5.99
Nabo	R\$2.21	4.59
Pepino	R\$0.40	5.81
Berinjela Cozida	R\$0.74	4.65
Salada de legumes cozida no vapor	R\$0.44	6.96
Salpicão de frango	R\$1.60	7.66
Berinjela Frita	R\$0.40	5.22
Berinjela Assada	R\$0.40	5.01

Continua na próxima página

Tabela A.1 – continuado da página anterior

Alimento	Custo	Preferência
Couve Manteiga Refogada	R\$0.70	6.94
Feijoada	R\$2.48	6.79
Estrogonofe de Frango	R\$1.76	7.56
Estrogonofe de carne	R\$4.63	6.77
Vaca atolada	R\$1.44	6.395
Almôndegas ao molho	R\$8.50	6.27
Carne Bovina Moída c/ Molho	R\$7.71	5.66
Bife Bovino c/ Molho	R\$5.98	6.48
Bife Acebolado	R\$4.10	7.297
Pernil Assado c/ Molho	R\$2.60	7.03
Lombo Assado c/ Molho	R\$2.81	7.05
Linguiça Assada c/ Molho	R\$2.19	5.82
Frango Xadrez	R\$3.15	6.67
Sobrecoxa de Frango Ensopado	R\$1.10	6.17
Bife de Panela	R\$8.00	6.64
Frango com Quiabo	R\$0.95	6.12
Lasanha de frango	R\$3.90	7.63
Lasanha de carne moída	R\$4.40	7.06
Bife bovino à milanesa	R\$3.42	7.25
Bisteca Suína Grelhada	R\$1.89	6.34
Lombo em Cubos Grelhado	R\$1.98	6.45
Bife de Lombo Suíno	R\$1.98	6.62
Frango Assado	R\$1.09	7.5
Filé de Frango Grelhado	R\$1.79	7.77
Isca de Frango Grelhada	R\$1.79	7.34
Filé de Peixe Frito	R\$5.08	6.23
Moqueca de Peixe	R\$2.20	4.38
Filé de Frango a Milanesa	R\$1.54	7.79
Croquete de Carne	R\$5.00	6.24
Quibe frito	R\$3.18	6.37
Quibe Assado	R\$3.13	6.14
Filé de Peixe Grelhado	R\$4.40	6.104
Filé de Peixe Assado	R\$4.40	5.52
Yakissoba de Legumes	R\$2.90	6.18
Ovos Cozidos c/ Molho	R\$2.10	4.63
Ovos Mexidos	R\$2.00	6.12
lasanha de berinjela	R\$1.60	4.82
Continua na próxima página		

Tabela A.1 – continuado da página anterior

Alimento	Custo	Preferência
Omelete com legumes ou verduras	R\$5.65	5.79
Berinjela ao Alho e Óleo	R\$4.62	4.46
Quibe Vegetariano*	R\$0.90	4.77
Cuscuz de Legumes	R\$0.70	4.44
Grão de Bico à Indiana	R\$1.60	4.695
Moqueca de Legumes	R\$0.90	4.38
Estrogonofe de Legumes	R\$1.45	5.02
Quibe de Soja*	R\$0.90	4.16
Grão-de-Bico ao vinagrete	R\$1.40	4.66
Hambúrguer de Lentilha	R\$1.50	4.85
Hamburguer de grão-de-bico	R\$2.15	4.78
Hamburguer de soja	R\$1.05	4.599
Hamburguer de berinjela	R\$0.86	4.15
Hamburguer de feijão	R\$0.72	4.29
Bolinho de Batata	R\$1.30	6.81
Bolinho de chuchu	R\$1.36	4.42
Bolinho de espinafre	R\$2.67	5.27
Feijão Branco ao Vinagrete	R\$0.92	4.36
Feijão Branco ao Molho de Tomate	R\$1.10	4.06
Lentilha com Legumes	R\$0.52	4.53
Abobrinha à Parmegiana	R\$1.68	5.56
Assado de batata com soja	R\$1.42	4.96
Feijoada de Legumes	R\$1.30	4.44
Grão-de-Bico com Abobrinha	R\$0.58	4.42
Ovos cozidos	R\$1.85	6.15
Ovos fritos	R\$2.35	6.17
Omelete	R\$2.72	6.73
Salada Marroquina	R\$1.58	4.92
Batata Inglesa Cozida	R\$0.44	7.73
Batata Inglesa Sauté	R\$0.48	7.85
Repolho Roxo Refogado	R\$0.56	5.98
Abóbora Moranga Refogada	R\$0.28	6.24
Mandioca Cozida	R\$0.69	7.74
Vagem Crua	R\$0.40	5.599
Quiabo Refogado (cru)	R\$0.90	6.03
Batata Baroa Cozida	R\$1.84	6.96
Angu (Polenta)	R\$1.84	6.27
Continua na próxima página		

Tabela A.1 – continuado da página anterior

Alimento	Custo	Preferência
Creme de Milho	R\$0.62	6.71
Bolinho de Arroz	R\$0.64	6.101
Macarrão molho bolognesa	R\$2.11	7.101
Batata chips palha	R\$2.99	8.07
Canjiquinha	R\$2.92	6.18
Polenta (com molho)	R\$0.72	6.299
Pirão	R\$1.84	5.34
Bambá de couve	R\$0.81	5.83
Batata gratinada	R\$1.67	8.09
Macarrão alho e óleo	R\$0.43	7.32
Macarrão molho sugo	R\$0.65	6.92
Farofa de Legumes	R\$0.70	6.39
Repolho Verde Refogado	R\$0.23	6.07
Farofa com alguma proteína	R\$7.89	7.37
Arroz Branco - Tipo 1, cozido	R\$1.07	7.7
Arroz à grega	R\$1.14	6.91
Arroz Integral, cozido	R\$1.90	6.99
Tutu de feijão	R\$1.21	6.81
Feijão Carioca Cozido	R\$1.74	7.86
Feijão Tropeiro Mineiro	R\$2.05	7.49
Feijão Preto Cozido	R\$1.91	7.74
Laranja pêra	R\$0.30	7.75
Banana Prata	R\$0.29	8.01
Melancia	R\$0.25	7.88
Melão	R\$0.40	6.64
Goiaba	R\$0.40	6.94
Mamão Formosa	R\$0.40	6.77
Mexerica	R\$0.30	7.88
Gelatina	R\$0.45	6.83
Doce de leite	R\$0.39	7.19
Doce de abóbora	R\$1.45	4.65