

T.C. GALATASARAY ÜNİVERSİTESİ
MÜHENDİSLİK VE TEKNOLOJİ FAKÜLTESİ

KİŞİSELLEŞTİRİLMİŞ ETKİLİ BESLENME AKIŞ PLANI ÖNERİ SİSTEMİ :
KEBAP
(SYSTÈME DE SUGGESTION DE PLAN DE FLUX DE NUTRITION EFFICACE
PERSONNALISÉ : KEBAP)

BİTİRME PROJESİ
FURKAN ERDİ

Bölüm : ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ
Danışman : DOÇ. DR. M. EBRU ANGÜN

MAYIS 2024

PREFACE

Au seuil de cette préface, je suis honoré de présenter le fruit de notre projet, mûri dans le terreau fertile de la recherche en nutrition et en intelligence artificielle. Dans le monde contemporain, où les mauvaises habitudes alimentaires et l'augmentation des maladies chroniques sont monnaie courante, il est crucial de disposer de conseils diététiques personnalisés. Reconnaisant les limites des conseils diététiques traditionnels et génériques, cette étude propose une nouvelle application de recommandation diététique basée sur l'apprentissage machine (ML). Le système envisagé représente une convergence unique de technologie, de science comportementale et d'expertise nutritionnelle. Cette synergie a le potentiel de révolutionner le paysage nutritionnel, en permettant aux individus de faire des choix alimentaires éclairés et en favorisant des communautés plus saines dans leur ensemble.

Je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde gratitude envers mes parents pour leur soutien indéfectible tout au long de ce projet. Leur encouragement et leur croyance en moi ont été des sources constantes de motivation. Je remercie également à Beste Şengül pour sa précieuses recommandations concernant le système et le projet. Ses conseils avisés ont été essentiels pour l'avancement de ce travail. Je souhaite aussi remercier à Oytun Sevil pour ses suggestions pertinentes sur les aspects médicaux du projet. Son expertise a permis d'intégrer des considérations de santé cruciales dans le système de recommandation alimentaire. Enfin, un grand merci à Javier Marin Tur, membre de l'équipe Recipe1M+, pour avoir partagé les données initiales nécessaires que permettant un démarrage rapide réalisation de ce projet.

Finalement, je voudrais souligner l'importance de ce projet dans un contexte plus large. Avec un système plus avancé, un grand nombre de personnes à travers le monde pourraient accéder à des plans de repas sains et personnalisés, contribuant ainsi à l'amélioration globale de la santé publique.

Furkan Erdi

Mai 2024

TABLE DES MATIÈRES

PREFACE.....	2
LISTE DES TABLEAUX.....	6
LISTE DES FIGURES	7
RÉSUMÉ	8
ÖZET	9
1. INTRODUCTION	1
MOTS-CLÉS	4
2. REVUE DE LITTERATURE.....	5
3. METHODOLOGIE ET MODELE	13
3.1. Définition du Problème.....	13
3.2. Recherche et Collecte des Données	14
3.2.1 Normes, technologies, méthodes et pratiques de l'industrie	14
3.2.2 Processus de Collecte des Données	15
3.3. Modélisation et Analyse	16
3.3.1 Modèles Mathématiques, Statistiques ou de Simulation Développés.....	16
3.3.2 Processus de Prise de Décision	19
3.3.3 Allocation des ressources.....	19
3.3.4 Gestion des stocks.....	20
Acquisition et intégration des données	20
Assurance de la qualité des données.....	20
Mise à jour et entretien des données.....	20
Contrôle des versions et documentation	21
Sécurité et contrôle d'accès	21
Gouvernance des données et conformité	21
3.3.5 Amélioration des processus	22
Évaluation et retour d'information continus.....	22

Raffinement et optimisation du modèle	22
Amélioration de la qualité des données	22
Ingénierie et sélection des caractéristiques	22
Améliorations algorithmiques.....	23
Optimisation de l'expérience utilisateur	23
Suivi des performances et rapports	23
3.4. Conception et Optimisation	24
3.4.1 Optimisation du pipeline de traitement des données.....	24
3.4.2 Conception d'une infrastructure évolutive	24
3.4.3 Formation et déploiement du modèle.....	25
3.4.4 Surveillance et optimisation des performances.....	25
3.4.5 Retour d'information de l'utilisateur et amélioration itérative	25
3.5. Application et évaluation	26
3.5.1 Application des propositions de conception aux conditions réelles.....	26
3.5.2 Indicateurs de performance et critères d'évaluation	27
3.5.3 Mesures de réussite	27
3.5.4. Collecte d'informations en Retour	28
4. APPLICATION NUMERIQUE/ETUDE DE CAS DU MODELE.....	29
4.1. Collecte et prétraitement des données.....	29
4.1.1 Processus de collecte des données pour les nourritures	29
4.1.2 Création humaine	30
4.2. Partie d'apprentissage automatique	30
4.2.1 Traitement de l'information.....	30
4.2.2 Similitude des modèles alimentaires.....	35
4.2.3 Classe Humaine et Génération des Foules pour L'analyse	37
4.3. Mise en œuvre du backend	44
4.3.1 Pile technologique.....	44

4.3.2 Opérations de backend.....	44
4.3.3 Flux de travail du backend.....	44
4.4. Mise en œuvre de l'interface utilisateur	45
4.4.1 Pile technologique.....	45
4.4.2 Hiérarchie du frontend	45
4.4.3 Flux de travail frontal.....	46
5. ANALYSE DES RESULTATS OBTENUS ET DISCUSSIONS	48
6. EVALUATION GENERALE DU PROJET.....	52
7. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES	54
BIBLIOGRAPHIE.....	56
APPENDICE A.....	58
APPENDICE B.....	59
APPENDICE B.....	60
APPENDICE B.....	61

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1: https://data.worldobesity.org/publications/WOF-Obesity-Atlas-V5.pdf	17
--	----

LISTE DES FIGURES

Figure 1: https://www.who.int/publications/i/item/9789240074323	1
Figure 2 : La figure de répartition des colonnes de données alimentaires selon les gammes	31
Figure 3 : La figure de la distribution normale asymétrique de la taille par tous les groupes d'âge pour les hommes	34
Figure 4 : La figure de la répartition de l'IMC par tous les groupes d'âge pour les hommes	35
Figure 5 : Le chiffre du score Silhouette pour différents nombres de clusters	42
Figure 6 : La figure des plans créés sur 30 jours par un humain : profil de l'utilisateur	42
Figure 7 : La figure des plans créés sur 30 jours par un humain : le petit-déjeuner	43
Figure 8 : La figure des plans créés sur 30 jours par un humain : le déjeuner	43
Figure 9 : La figure des plans créés sur 30 jours par un humain : le dîner	43
Figure 10 : Calendrier de Travail	58
Figure 11 : La figure de répartition moyenne de la taille par tous les groupes d'âge pour les hommes	59
Figure 12 : La figure de la distribution normale asymétrique de la taille par tous les groupes d'âge pour les hommes	60
Figure 13 : La figure de la répartition de l'IMC par tous les groupes d'âge pour les hommes	61

RÉSUMÉ

Dans le monde contemporain, où les mauvaises habitudes alimentaires et l'augmentation des maladies chroniques sont monnaie courante, il est crucial de disposer de conseils diététiques personnalisés. Reconnaisant les limites des conseils diététiques traditionnels et génériques, cette étude propose une nouvelle application de recommandation diététique basée sur l'apprentissage machine (ML).

Cette application répond aux besoins individuels en tenant compte d'une gamme complète de facteurs spécifiques à l'utilisateur. Ces facteurs comprennent les données démographiques (âge, sexe, poids, taille), les objectifs alimentaires (perte de poids, maintien, gain), le niveau d'activité, la fréquence préférée des repas et même des états physiologiques tels que la grossesse et l'allaitement. En outre, l'application s'appuie sur une base de données alimentaire détaillée qui comprend des informations nutritionnelles (calories, macronutriments, vitamines, minéraux) et l'adéquation des repas (petit-déjeuner, déjeuner, dîner, en-cas) pour chaque aliment.

En analysant ces riches données utilisateur, les algorithmes d'intelligence artificielle de l'application génèrent des plans de repas personnalisés. Ces plans ne se contentent pas de promouvoir une alimentation saine ; ils prônent également une consommation responsable en recommandant des aliments d'origine locale et culturellement significatifs. Cette intégration de la nutrition personnalisée et des pratiques de consommation réfléchie favorise une meilleure appréciation des traditions alimentaires locales.

Le système envisagé représente une convergence unique de technologie, de science comportementale et d'expertise nutritionnelle. Cette synergie a le potentiel de révolutionner le paysage nutritionnel, en permettant aux individus de faire des choix alimentaires éclairés et en favorisant des communautés plus saines dans leur ensemble.

ÖZET

Beslenme alanında küresel ölçekte bir paradigma değişimi yaşanmaktadır. Bireyler, kendilerine özgü ihtiyaç ve tercihlerine hitap eden kişiselleştirilmiş diyet rehberliğini giderek daha fazla aramaktadır. Bununla birlikte, sıklıkla çelişen diyet tavsiyeleri dünyasında gezinmek bunaltıcı olabilir. Bu proje, sorumlu tüketim uygulamalarını teşvik ederken sağlıklı beslenme alışkanlıklarını destekleyen kişiselleştirilmiş yemek planları oluşturan makine öğrenimi (ML) tarafından desteklenen bir uygulama olan yeni bir çözüm önermektedir.

Bu proje sadece başka bir kalori sayma uygulaması yaratmanın ötesine geçmektedir. Kişiselleştirilmiş öneriler sunmak için makine öğreniminin gücünden yararlanarak bireylerin beslenmeye yaklaşımında devrim yaratmayı amaçlamaktadır. Uygulama, demografik bilgiler (yaş, cinsiyet, kilo, boy), diyet hedefleri (kilo verme, koruma, alma), aktivite seviyesi, tercih edilen öğün sıklığı ve hatta hamilelik ve emzirme gibi fizyolojik durumlar hakkında veri toplayan kapsamlı bir kullanıcı profili sistemini kapsayacaktır. Bu zengin kullanıcı profili, makine öğrenimi algoritmalarının bireysel ihtiyaç ve tercihlere hitap eden son derece kişiselleştirilmiş yemek planları oluşturmaya olanak tanır.

Ancak projenin amacı kişiselleştirmenin ötesine geçmektedir. Proje aynı zamanda sorumlu gıda tüketimine yönelik artan endişeleri de ele almaktadır. Uygulama, yalnızca beslenme bilgilerini (kalori, makro besinler, vitaminler, mineraller) değil, aynı zamanda öğün uygunluğu (kahvaltı, öğle yemeği, akşam yemeği, atıştırmalık) ve en önemlisi gıda maddelerinin menşei ile ilgili verileri de içeren ayrıntılı bir gıda veritabanını entegre edecektir. Bu, uygulamanın yerel kaynaklı ve kültürel açıdan önemli gıdalar önermesini sağlar. Uygulama, yerel gıda seçeneklerini entegre ederek yerel gıda geleneklerinin daha fazla takdir edilmesini sağlamak ve sürdürülebilir gıda tüketim uygulamalarını teşvik etmektedir.

Bu projeyi yönlendiren temel araştırma sorusu şudur: Makine öğrenimi ile desteklenen bir mobil uygulama, kişiselleştirilmiş beslenme ve sorumlu tüketim arasındaki boşluğu etkili bir şekilde doldurabilir mi? Sağlıklı beslenme alışkanlıklarını teşvik eden kişiselleştirilmiş

yemek planları oluşturabilir ve aynı zamanda kullanıcıları yerel ve kültürel olarak ilgili gıda seçeneklerini entegre ederek sürdürülebilir gıda seçimlerini benimsemeye teşvik edebilir mi?

Proje sınırları net bir şekilde tanımlanmıştır. Uygulama kapsamlı bir gıda veri tabanından yararlanacak olsa da, projenin kendisi bu veri tabanının oluşturulmasını veya bakımını kapsamamaktadır. Ayrıca, proje yerel gıda üretiminin inceliklerini veya yerel gıda tedarikinin lojistiğini araştırmayacaktır. Bu hususlar tamamen sürdürülebilir bir gıda sistemi için çok önemli hususlardır ancak bu projenin mobil uygulamanın geliştirilmesi ve değerlendirilmesine odaklanmasının kapsamı dışındadır.

Bu proje, kişiselleştirilmiş beslenme alanına önemli bir katkı yapma potansiyeline sahiptir. Uygulama, kişiselleştirilmiş öneriler sunmak ve sorumlu gıda tüketimi uygulamalarını savunmak için makine öğreniminden yararlanarak, bireyleri hem kendi sağlıklarını hem de gezegenin sağlığını destekleyen bilinçli diyet seçimleri yapmaları için güçlendirebilir.

Mevcut diyet rehberliği ortamı, genellikle bireysel ihtiyaç ve tercihleri ele almayan genel önerilerle karakterize edilmektedir. Herkese uyan bu tek beden yaklaşımı kafa karışıklığına, hayal kırıklığına ve nihayetinde diyet planlarına uyulmamasına yol açabilir. Ayrıca, sağlıklı beslenme alışkanlıklarına giderek daha fazla vurgu yapılması, sorumlu gıda tüketimi uygulamalarının önemini genellikle göz ardı etmektedir.

Bu proje aşağıdaki temel amaçlar doğrultusunda yürütülmektedir:

- Bireysel beslenme ihtiyaçlarına ve tercihlerine hitap eden kişiselleştirilmiş yemek planları oluşturmak için makine öğreniminden (ML) yararlanan bir mobil uygulama geliştirmek.
- Beslenme bilgileri, öğün uygunluğu ve gıda maddelerinin menşeyini kapsayan kapsamlı bir gıda veri tabanını uygulamaya entegre etmek.
- Kullanıcıları yerel kaynaklı ve kültürel açıdan uygun gıda seçeneklerini benimsemeye teşvik ederek sorumlu gıda tüketimi uygulamalarını desteklemek.

Bu projenin temel amacı, kullanıcıya özel verilere dayalı olarak kişiselleştirilmiş yemek

planlarını etkin bir şekilde oluşturan işlevsel bir mobil uygulama tasarlamak, geliştirmek ve değerlendirmektir. Bu planlar demografik özellikler, beslenme hedefleri, aktivite seviyesi ve hatta fizyolojik durumlar da dahil olmak üzere kapsamlı bir dizi faktörü dikkate alacaktır. Bu hedefe, kullanıcı girdisine dayalı kişiselleştirilmiş yemek önerileri oluşturma yeteneğini gösteren kullanıcı dostu bir mobil uygulama prototipinin başarılı bir şekilde geliştirilmesi ve test edilmesiyle ulaşılmış sayılacaktır.

Bu projenin ikincil bir hedefi de uygulamaya detaylı bir gıda veritabanı entegre etmektir. Bu veri tabanı kullanıcılara farklı gıda maddelerinin besin değerleri (kalori, makro besinler, vitaminler, mineraller), çeşitli öğünler için uygunlukları (kahvaltı, öğle yemeği, akşam yemeği, atıştırmalık) ve en önemlisi gıda maddelerinin menşei ile ilgili bilgilere erişim sağlayacaktır. Bu veritabanının başarılı entegrasyonu, uygulama arayüzündeki kapsamlılığı, doğruluğu ve kullanıcı dostu olması ile ölçülecektir.

Aynı zamanda proje, yerel kaynaklı ve kültürel açıdan uygun gıda seçeneklerini teşvik ederek kullanıcıları sürdürülebilir gıda tüketim uygulamalarını benimsemeye teşvik etmeyi amaçlamaktadır. Bu hedef, uygulama içindeki kullanıcı katılımı metrikleri aracılığıyla değerlendirilecektir. Örneğin, proje, kullanıcıların yerel kaynaklı seçenekleri seçme sıklığını ve oluşturulan yemek planlarında uygulama tarafından önerilen yerel kaynaklı gıdaların genel yüzdesini izleyecektir. Proje, bu ölçümleri izleyerek uygulamanın sorumlu gıda seçimlerini teşvik etmedeki etkinliğini değerlendirecektir. Bir yandan sorumlu gıda tüketimi uygulamalarını teşvik ederken diğer yandan kişiselleştirilmiş öneriler sunmak için makine öğreniminden yararlanan bir mobil uygulama geliştirerek mevcut diyet rehberliğinin sınırlamalarını ele almayı amaçlamaktadır.

Mevcut diyet rehberliği ortamı, kişiselleştirme eksikliği ve sorumlu gıda tüketimi uygulamalarından kopukluk gibi iki temel sınırlamayla karşı karşıyadır. Bu proje, bu eksikliklerin her ikisini de gideren ve kişiselleştirilmiş beslenme alanında önemli bir orijinal değer sunan bir çözüm önermektedir. Mevcut diyet tavsiyeleri genellikle bireysel ihtiyaç ve tercihleri dikkate almayan genel tavsiyelere dayanmaktadır. Bu "herkese uyan tek beden" yaklaşımı etkisiz olabilir ve özellikle belirli diyet hedefleri veya kısıtlamaları olan bireyler için cesaret kırıcı duygulara yol açabilir. Bu proje, kişiselleştirilmiş yemek

planları oluřturmak iin makine ğreniminin gcnden yararlanarak bu eksikliėin stesinden gelmektedir. Uygulama, demografik bilgileri, diyet hedeflerini, aktivite seviyesini ve hatta fizyolojik durumları kapsayan kapsamlı bir kullanıcı profilini analiz ederek her bireye zel neriler oluřturabilir. Bu kiřiselleřtirilmiř yaklařım, kullanıcı katılımını ve diyet planlarına uyumu nemli lde artırma potansiyeline sahiptir.

Saėlıklı beslenmeye odaklanıldıėında, gıda seimlerinin evresel ve sosyal etkileri genellikle gz ardı edilmektedir. Bu proje, sorumlu tketim uygulamalarını uygulamanın temel iřlevselliėine entegre ederek bu bořluėu gidermektedir. Gıda maddelerinin kkenine iliřkin bilgileri ieren ayrıntılı bir gıda veri tabanının dahil edilmesi, uygulamanın yerel kaynaklı ve kltrel aıdan nemli seenekler nermesine olanak tanır. Bu, yerel gıda geleneklerine daha fazla deėer verilmesini saėlar ve daha srdrlebilir bir gıda sistemine katkıda bulunan uygulamaları teřvik eder. Ayrıca, kullanıcıları yerel kaynaklı seenekleri benimsemeye teřvik ederek, uygulama potansiyel olarak gıda nakliyesi ile iliřkili karbon ayak izini azaltabilir.

alıřmanın zgnlė, kiřiselleřtirilmiř beslenme ile sorumlu tketim arasındaki bořluėu doldurabilmesinde yatmaktadır. Mevcut mobil uygulamalar kiřiselleřtirilmiř yemek planları sunabilir, ancak genellikle gıda maddelerinin kkenini dikkate almazlar. Buna karřılık, yerel gıda seeneklerini teřvik eden uygulamalar genellikle kiřiselleřtirme unsurundan yoksundur. Bu proje, bu iřlevlerin benzersiz bir kombinasyonunu sunarak bireyleri hem saėlıklarına hem de gezegene fayda saėlayan bilinli beslenme seimleri yapma konusunda glendiriyor.

alıřmanın nemi, kiřiselleřtirilmiř ve srdrlebilir diyet rehberliėine duyulan ihtiyacın artmasından kaynaklanmaktadır. Bireyler saėlık konusunda giderek daha bilinli hale geldike, kiřiselleřtirilmiř diyet aralarına olan talep de artıyor. Ancak, saėlıklı beslenme alışkanlıkları edinmek evreye zarar vermemelidir. Bu proje, bu iki endiřeyi de gideren bir zm sunarak kiřiselleřtirilmiř beslenme alanına deėerli bir katkı saėlamaktadır.

Bu projenin tasarımında sistem analizi perspektifi benimsenmiř, gereki kısıtlamalar dikkatle deėerlendirilmiř ve geliřtirmeye ynelik sistematik bir yaklařım kullanılmıřtır. Bir

uygulamanın geliştirilmesi ve kullanıcı tarafından benimsenmesinin ekonomik gerçeklerini kabul eden proje, kullanıcı dostu bir arayüze sahip ve pahalı donanım veya internet bağlantısına minimum düzeyde bağımlı bir uygulama tasarlamaya odaklanmaktadır. Bu sayede geniş bir kitleye erişilebilirlik sağlanıyor. Ayrıca proje, premium özellikler için uygulama içi satın alımlarla freemium modelleri araştırmakta ve kullanıcı ihtiyaçlarını projenin uzun vadeli sürdürülebilirliği ile dengelemektedir.

Sorumlu tüketimi teşvik etmenin temel bir hedef olduğu göz önüne alındığında, proje tasarım süreci boyunca çevresel sürdürülebilirliğe öncelik vermektedir. Uygulama, yerel gıda kaynaklarına ilişkin mevcut veri tabanlarından yararlanmakta ve kullanıcıları mümkün olduğunca yerel kaynaklı seçenekleri benimsemeye teşvik etmektedir. Ayrıca, uygulamanın kendisi de kendi çevresel ayak izini en aza indirecek şekilde verimlilik için tasarlanmıştır.

Kullanıcı gizliliği ve veri güvenliği en önemli etik hususlardır. Uygulama, ilgili tüm veri koruma düzenlemelerine uymakta ve veri toplama ve kullanımı için açık kullanıcı onayı almaktadır. Şeffaflık, kullanıcıların uygulama tarafından toplanan bilgilere ve bunların nasıl kullanıldığına açık bir şekilde erişebilmelerini sağlayan temel bir ilkedir. Proje ayrıca, uygulama tarafından oluşturulan algoritmalar ve öneriler dahilinde adaleti sağlamak ve ayrımcı uygulamalardan kaçınmaktadır.

Sağlıklı ve güvenli beslenme alışkanlıklarının teşvik edilmesine öncelik veren uygulama, gıda veritabanının güvenilir kaynaklardan elde edilmesini ve belirlenmiş beslenme yönergelerine uygun olmasını sağlar. Kişiselleştirme önemli bir özellik olsa da, uygulama kullanıcıların beslenme açısından dengesiz yemek planları oluşturmasını önlemek için önlemler içeriyor. Örneğin, temel besin maddeleri için minimum eşikler belirler ve seçimleri bu seviyelerin altına düştüğünde kullanıcıları uyarır.

Sosyal ve siyasi faktörlerin gıda üretimi ve bulunabilirliği üzerindeki potansiyel etkisini kabul eden uygulama, farklı bölgelerin ve siyasi manzaraların kısıtlamaları dahilinde yerel gıda seçeneklerine ilişkin verileri dahil ederek uyarlanabilir olmaya devam etmektedir. Ayrıca proje, herhangi bir gıda kültürünü diğerlerine karşı desteklemekten kaçınmakta,

bunun yerine yerel gıda geleneklerinin çeşitliliğini kutlamaya odaklanmaktadır.

Proje, kalite ve verimliliği sağlamak için sistematik bir geliştirme yaşam döngüsünü (SDLC) takip eder. Bu, gereksinim toplama, sistem tasarımı, geliştirme, test etme, dağıtım ve bakım gibi aşamaları içerir. Geliştirme süreci boyunca kullanıcı geri bildirimleri aktif olarak aranır, bu da yinelemeli iyileştirmelere olanak tanır ve uygulamanın kullanıcı ihtiyaçlarını etkili bir şekilde karşılamasını sağlar. Proje, kişiselleştirilmiş diyet önerileri için bir mobil uygulama geliştirmeyi ve değerlendirmeyi amaçlayarak yerel gıda seçeneklerini entegre etmeye odaklanan çok yönlü bir metodolojik yaklaşım benimsemektedir. İlk olarak, diyet rehberliği ve mobil uygulama kullanımına ilişkin kullanıcı ihtiyaçlarını, tercihlerini ve sorunlu noktaları anlamak için anketler, görüşmeler ve odak grupları aracılığıyla kullanıcı araştırması ve veri toplama çalışmaları yapılacaktır.

Bu veriler, kullanıcı arayüzünün, işlevselliğinin ve kişiselleştirme algoritmalarının geliştirilmesinde yol gösterici olacaktır. Ardından, kMeans, DBScan ve HAC gibi denetimsiz makine öğrenimi algoritmaları, kullanıcı profillerinden ve bunlara karşılık gelen sağlıklı yemek planlarından oluşan kapsamlı bir veri kümesi üzerinde eğitilecektir. kMeans'in birincil kullanımı, hızlı sonuçlar sunma konusundaki verimliliğinden kaynaklanmaktadır. Uygulamanın çok çeşitli yerel gıda seçeneklerini içermesini sağlamak için mevcut açık kaynaklı veya serbest lisanslı gıda veri tabanları temel olarak kullanılacaktır. Yerel gıda üreticileri, tarım kuruluşları ve ilgili devlet kurumları ile işbirliği yapılarak bu veriler zenginleştirilecek ve kullanıcılara kültürel açıdan önemli gıda seçenekleri sunulacaktır.

Uygulama geliştirme sürecinde, kullanıcı geri bildirimlerine dayalı yinelemeli geliştirme döngülerini içeren çevik metodolojiler kullanılacaktır. Ön uç için HTML, CSS, SASS, Bootstrap ve yönlendirme için Node.js gibi teknolojiler kullanılacaktır. FastAPI ve MongoDB, arka uç altyapısı olarak hizmet verecektir. Uygulamanın işlevselliği, kullanıcı arayüzü tasarımı ve kişiselleştirilmiş yemek önerileri ile yerel gıda önerilerinin etkinliğini test etmek için temsili bir kullanıcı örneklemini içeren bir pilot çalışma yürütülecektir. Bu kullanıcı testi, kullanılabilirlik sorunlarını belirlemek ve uygulamanın kullanıcı ihtiyaçlarını etkili bir şekilde karşılamasını sağlamak için önemlidir. Kaynak gereksinimleri açısından, kullanıcı anket verileri, mülakat transkriptleri, mevcut gıda veritabanları ve çeşitli gıda maddelerine ilişkin beslenme bilgileri dahil olmak üzere verilere ihtiyaç duyulacaktır. Yazılım kaynakları arasında makine öğrenimi kütüphaneleri (Scikit-learn, cuML, vb.), web uygulaması geliştirme çerçeveleri (Bootstrap, Node.js) ve arka uç geliştirme çerçeveleri (FastAPI, MongoDB) yer alacaktır. Veri analizi ve makine öğrenimi algoritması eğitimi için yeterli işlem gücüne sahip bilgisayarlar ve uygulama testi için mobil cihazlar gibi yeterli donanım kaynakları da gereklidir. Proje, bu yöntemleri kullanarak ve gerekli kaynaklardan yararlanarak kullanıcı dostu ve etkili bir mobil uygulama geliştirmeyi amaçlamaktadır. Bu uygulama, bireyleri bilinçli beslenme tercihleri yapmaları konusunda güçlendirerek hem kişisel sağlığı hem de sorumlu gıda tüketim uygulamalarını teşvik edecektir.

Bu proje, kullanıcıların kişiselleştirilmiş profiller oluşturmaya, beslenme ihtiyaçları ve tercihlerine göre öneriler almasına ve yerel kaynaklı gıda seçeneklerine ilişkin bilgilere erişmesine olanak tanıyan işlevsel bir uygulama prototipi sunmayı amaçlamaktadır. Ayrıca, kullanıcı verilerini etkin bir şekilde kullanarak kişiselleştirilmiş yemek planları oluşturabilen eğitilmiş bir makine öğrenimi modeli geliştirilecektir. Proje, çeşitli gıda maddeleri için ayrıntılı beslenme bilgileri ve menşe verileri sağlayan, uygulamaya entegre edilmiş kapsamlı bir gıda veri tabanının oluşturulmasını da içermektedir.

Projenin etkinliğini değerlendirmek için kullanıcı testi yapılacaktır. Bu test, uygulamanın kullanılabilirliğini, kullanıcı arayüzü tasarımı ve kişiselleştirilmiş önerilerin ve yerel gıda önerilerinin etkinliğini değerlendirecektir. Kullanıcı katılımının izlenmesi, uzun vadeli kullanıcı benimsemesi ve oluşturulan yemek planlarına bağlılık izlenerek

gerçekleştirilecektir. Değerlendirme sonuçları analiz edilerek iyileştirme alanları belirlenecek ve daha fazla geliştirme yinelenmesine rehberlik edecektir. Bu yinelemeli yaklaşım, uygulamanın kullanıcı ihtiyaçlarını karşılamaya devam etmesini ve projenin temel hedeflerini etkili bir şekilde ele almasını sağlayacaktır.

Bu proje, çeşitli alanlarda önemli katkılar sağlama potansiyeline sahiptir. Bilimsel ve teknolojik açıdan, diyet önerileri için makine öğreniminden yararlanan proje, kişiselleştirilmiş beslenme alanına katkıda bulunmaktadır ve yerel gıda veri kaynaklarının bir mobil uygulamaya entegrasyonunu araştırmaktadır. Sosyo-ekonomik açıdan, uygulama sorumlu gıda tüketimi uygulamalarını teşvik ederek daha sürdürülebilir bir gıda sistemine katkıda bulunabilir ve kullanıcıları yerel kaynaklı seçenekleri benimsemeye teşvik ederek yerel ekonomileri destekleyebilir. Sağlık açısından, bireyleri bilinçli beslenme tercihleri yapmaları için güçlendiren uygulama, potansiyel olarak kullanıcılar için genel sağlık sonuçlarının iyileştirilmesine yol açar. Etik hususlar kapsamında, proje kullanıcı gizliliğine ve veri güvenliğine öncelik vererek etik veri toplama ve kullanım uygulamaları sağlamaktadır. Ayrıca, sosyal ve siyasi etki açısından, sosyal ve siyasi faktörlerin gıda bulunabilirliği üzerindeki potansiyel etkisi de göz önünde bulundurularak, çeşitli yerel gıda kültürlerini kapsayıcı olmayı hedeflemektedir. Bu sayede, gıda sistemlerini çevreleyen sosyal ve politik tartışmalara olumlu katkıda bulunulması amaçlanmaktadır.

Bu projenin yaygın etkisi, uygulamanın kullanıcı tarafından benimsenme oranları, uygulamanın tavsiyelerine dayanarak yerel kaynaklı seçenekleri diyetlerine dahil eden kullanıcıların sayısı ve uygulamanın sağlıklı beslenme alışkanlıklarını teşvik etmedeki etkinliğine ilişkin kullanıcı geri bildirimleri aracılığıyla değerlendirilecektir.

Bu ölçütler izlenerek projenin kişiselleştirilmiş beslenme, sorumlu gıda tüketimi ve kullanıcı sağlığının teşvik edilmesi üzerindeki genel etkisi değerlendirilebilir. Sonuç olarak, bu proje, makine öğrenimi ve yerel gıda entegrasyonundan yararlanan bir mobil uygulama aracılığıyla diyet rehberliğine yeni bir yaklaşım sunmaktadır. Hem kişiselleştirilmiş önerilere hem de sorumlu tüketim uygulamalarına odaklanan bu proje, kişiselleştirilmiş beslenme alanına önemli bir katkı sağlama ve daha sürdürülebilir bir gıda sistemini teşvik etme potansiyeline sahiptir.

1. INTRODUCTION

Dans la société contemporaine, la nutrition est un déterminant essentiel de la santé et du bien-être, exerçant un impact profond sur l'état physique, mental et émotionnel des individus. Le paysage mondial est témoin d'un changement radical des habitudes alimentaires, caractérisé par la prolifération des aliments transformés, des modes de vie sédentaires et l'omniprésence de la culture de la restauration rapide. Ce changement paradigmatique a précipité la montée en puissance des problèmes de santé liés à l'alimentation, notamment l'obésité, la malnutrition et toute une série de maladies chroniques, soulignant ainsi le besoin urgent d'interventions novatrices dans le domaine de la nutrition et de la gestion de l'alimentation.

Selon des statistiques récentes, la prévalence mondiale de l'obésité a atteint des niveaux sans précédent, avec une augmentation alarmante observée dans les populations adultes et adolescentes. En 2020, il a été rapporté qu'une personne sur huit dans le monde vivait avec l'obésité, marquant une escalade stupéfiante par rapport aux décennies précédentes. Les taux d'obésité chez les adultes ont plus que doublé depuis 1990, tandis que l'obésité chez les adolescents a quadruplé, ce qui témoigne d'un profond changement dans les habitudes alimentaires et les comportements liés au mode de vie.

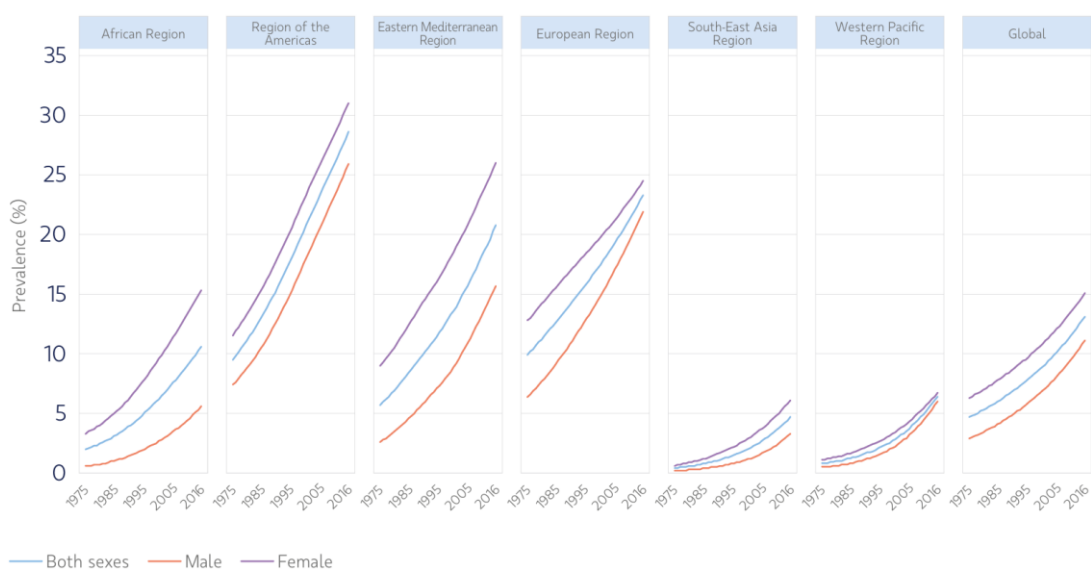


Figure 1: <https://www.who.int/publications/i/item/9789240074323>

En termes de chiffres, l'ampleur de l'épidémie d'obésité est stupéfiante. D'ici 2020, 2,603 milliards de personnes âgées de plus de 5 ans seront classées comme étant en surpoids, et un sous-ensemble important - 988 millions d'individus - vivra avec l'obésité. En outre, 3896 personnes âgées de plus de 5 ans présentaient une surcharge pondérale et 14 % étaient classées comme obèses, ce qui illustre l'omniprésence de ce problème de santé mondial.

Pour mieux souligner la trajectoire de cette crise, les projections révèlent une tendance déconcertante pour les années à venir. Figure 2 présente une prévision des tendances mondiales en matière de surpoids et d'obésité entre 2020 et 2035, et met en évidence une augmentation constante du nombre de personnes touchées et de la proportion de la population aux prises avec le surpoids et l'obésité.

Tableau : Surpoids et obésité dans le monde 2020-2035

Nombre de personnes (âgées de plus de 5 ans) et pourcentage de la population souffrant de surpoids ou d'obésité*.

	2020	2025	2030	2035
Nombre de personnes souffrant de surpoids ou d'obésité (IMC ; ≥ 25 kg/m ²) (millions)	2,603	3,041	3,507	4,005
Nombre de personnes souffrant d'obésité (IMC ; ≥ 30 kg/m ²) (millions)	988	1,249	1,556	1,914
Proportion de la population en surpoids ou obèse (IMC ; ≥ 25 kg/m ²)	38%	42%	46%	51%
*proportion de la population souffrant d'obésité (IMC ; ≥ 30 kg/m ²)	14%	17%	20%	24%

* Pour les enfants et les adolescents, le surpoids et l'obésité sont définis en utilisant la classification de l'OMS de +15D et +25D au-dessus de la référence de croissance médiane.

Tableau 1: <https://data.worldobesity.org/publications/WOF-Obesity-Atlas-V5.pdf>

Face à ces défis, les initiatives visant à promouvoir des individus en meilleure santé et à encourager une consommation et une production responsables sont essentielles. En s'alignant sur les objectifs de développement durable (ODD) 3 et 12 des Nations unies, cette étude s'efforce de contribuer de manière significative à l'agenda mondial pour la santé et la durabilité. Grâce à l'élaboration de recommandations nutritionnelles personnalisées et à la promotion d'aliments d'origine locale et culturellement significatifs, cette étude cherche à donner aux individus les moyens de faire des choix éclairés qui favorisent leur santé et leur bien-être tout en faisant progresser les objectifs plus larges du développement durable.

À la lumière de ce qui précède, il est impératif de développer des solutions innovantes qui tiennent compte de l'interaction complexe entre les préférences alimentaires individuelles, les influences socioculturelles et les objectifs de santé. Les approches traditionnelles et uniformes en matière de conseils diététiques et d'interventions nutritionnelles se sont avérées inadéquates pour répondre aux divers besoins et préférences des individus, entraînant souvent une adhésion sous-optimale et des résultats non durables. Par conséquent, il existe une justification convaincante pour la présente étude, qui cherche à exploiter le potentiel de transformation de l'intelligence artificielle (IA) et des algorithmes d'apprentissage machine (ML) pour fournir des recommandations nutritionnelles personnalisées et des plans de repas adaptés aux profils uniques des individus, à leurs préférences et à leurs objectifs de santé.

Cette étude vise non seulement à promouvoir des individus en meilleure santé, mais aussi à défendre des pratiques de consommation responsables en encourageant la consommation d'aliments d'origine locale et culturellement significatifs. En s'appuyant sur des algorithmes alimentés par l'IA pour fournir des recommandations nutritionnelles personnalisées, le système proposé s'efforce de favoriser une meilleure appréciation des traditions alimentaires indigènes tout en promouvant des habitudes alimentaires plus saines. Grâce à l'intégration transparente de la technologie, de la science du comportement et de l'expertise nutritionnelle, le système envisagé promet de catalyser un changement transformateur dans le paysage nutritionnel.

MOTS-CLÉS

Nutrition personnalisée, apprentissage automatique, intelligence artificielle, système de recommandation de plans de repas, préférences alimentaires, objectifs de santé, obésité, surpoids, dénutrition, maladies non transmissibles (MNT), objectifs de développement durable (ODD), consommation responsable, production, analyse de données, profilage des utilisateurs, recommandations nutritionnelles, plans de repas équilibrés, optimisation des nutriments, comportement alimentaire, classification des aliments, K-voisins les plus proches (KNN), modélisation prédictive, suivi de l'observance, viabilité à long terme, intervention de santé publique.

2. REVUE DE LITTÉRATURE

L'analyse de la littérature souligne l'importance cruciale de promouvoir des habitudes alimentaires saines et de relever les défis associés aux problèmes de santé liés à la nutrition. Plusieurs thèmes clés se dégagent des recherches examinées, soulignant la nécessité de trouver des solutions innovantes pour favoriser des comportements alimentaires plus sains et aider les individus à faire des choix éclairés en matière d'alimentation. Il est important de noter que si les études existantes ont permis des avancées significatives dans ce domaine, des lacunes notables subsistent, que le projet proposé vise à combler.

L'une des principales lacunes identifiées dans la littérature est l'importance limitée accordée aux recommandations nutritionnelles personnalisées, adaptées aux préférences et aux objectifs de santé de chacun. Bien que plusieurs études aient exploré les systèmes de recommandation dans le domaine de l'alimentation saine, il y a une pénurie de recherche axée sur les approches adaptatives et personnalisées. Le projet proposé vise à combler cette lacune en développant un système de recommandation de plans de repas qui s'appuie sur des algorithmes d'apprentissage automatique pour fournir des conseils alimentaires personnalisés et adaptés au contexte. En tenant compte de facteurs tels que les préférences alimentaires, les besoins nutritionnels et les objectifs de santé, le système vise à fournir des recommandations sur mesure qui trouvent un écho auprès des utilisateurs et favorisent l'adhésion durable à des habitudes alimentaires plus saines.

En outre, bien que certaines études aient exploré l'utilisation de la gamification et des techniques de changement de comportement pour promouvoir des habitudes alimentaires plus saines, il reste nécessaire d'adopter des approches plus robustes et tenant compte du contexte. En résumé, le projet proposé comble des lacunes importantes dans la littérature existante en se concentrant sur les recommandations nutritionnelles personnalisées, en incorporant des facteurs culturels et régionaux dans les conseils alimentaires et en exploitant les listes personnelles pour promouvoir le changement de comportement.

Cette section comprend des études académiques antérieures qui sont proches de l'idée du projet de fin d'études prévu. Cinq études académiques similaires au projet SYSTÈME DE RECOMMANDATION PERSONNALISÉ EN MATIÈRE DE NUTRITION ET DE REPAS ont été trouvées. L'analyse et la conclusion de ces études sont présentées ci-dessous.

L'article de recherche se concentre sur le développement d'un système persuasif adaptatif visant à promouvoir des habitudes alimentaires saines. Dans la recherche Towards Adaptive and Personalized Recommendation for Healthy Food Promotion, l'équipe offre des informations précieuses qui peuvent être intégrées dans mon étude, en particulier pour améliorer l'aspect des recommandations nutritionnelles personnalisées. Alors que mon étude vise à promouvoir des individus plus sains et des pratiques de consommation responsables en encourageant la consommation d'aliments d'origine locale et culturellement significatifs, elle peut bénéficier de l'incorporation d'algorithmes alimentés par l'IA pour des recommandations nutritionnelles personnalisées.

En incorporant des techniques similaires, le système de recommandation de plans de repas que je propose peut fournir des conseils alimentaires personnalisés et spécifiques au contexte, en tenant compte de facteurs tels que les préférences alimentaires, les besoins nutritionnels et les objectifs de santé.

En outre, l'exploration par l'étude des défis et des opportunités associés au développement de systèmes de recommandation pour les groupes, tels que les familles ou les amis, fournit des informations précieuses pour améliorer mon projet. L'intégration de ces informations peut aider mon système à répondre aux divers besoins et préférences des différents groupes d'utilisateurs, favorisant ainsi l'adhésion durable à des habitudes alimentaires plus saines. En outre, la recherche aborde l'utilisation de la gamification et des techniques de changement de comportement pour promouvoir des habitudes alimentaires plus saines. En adoptant des approches plus robustes et contextuelles inspirées de ces discussions, mon projet peut encourager davantage le changement de comportement et promouvoir efficacement des habitudes alimentaires plus saines.

L'article "An overview of recommender systems in the healthy food domain | Journal of Intelligent Information Systems" offre une vue d'ensemble des systèmes de recommandation dans le domaine de l'alimentation saine, avec pour objectif d'aider les utilisateurs à sélectionner des produits alimentaires ou des recettes qui correspondent à leurs préférences, à leurs besoins nutritionnels, à leurs préoccupations en matière de santé et à leurs comportements diététiques. Les auteurs classent les systèmes de recommandation alimentaire existants en quatre catégories en fonction des critères utilisés pour formuler les recommandations. En outre, ils examinent les défis et les opportunités associés au développement de systèmes de recommandation pour des groupes, tels que les familles ou les amis.

Les principales contributions de cette étude sont les suivantes :

Les auteurs procèdent à un examen approfondi des techniques fondamentales utilisées dans les systèmes de recommandation, notamment le filtrage collaboratif, les approches basées sur le contenu, les approches basées sur la connaissance et les approches hybrides. Ils discutent de l'application de ces techniques dans le domaine alimentaire, en abordant les questions liées à la formation des groupes, aux stratégies d'agrégation et à la prise de décision dans les systèmes de recommandation de groupe.

L'étude propose une taxonomie des systèmes de recommandation alimentaire basée sur les critères utilisés pour faire des recommandations. Quatre types distincts sont identifiés : ceux qui ne prennent en compte que les préférences des utilisateurs, ceux qui se concentrent uniquement sur les besoins nutritionnels, ceux qui établissent un équilibre entre les préférences des utilisateurs et les besoins nutritionnels, et ceux qui ciblent des groupes d'utilisateurs.

Les auteurs analysent les systèmes de recommandation alimentaire existants, en soulignant les forces et les faiblesses de chaque type. Ils présentent des systèmes représentatifs de chaque catégorie, offrant ainsi une vue d'ensemble du paysage actuel des technologies de recommandation alimentaire.

L'article identifie les défis à relever et les possibilités d'amélioration des systèmes de recommandation alimentaire. Les défis concernent la collecte de données, la représentation, les algorithmes de recommandation, la fourniture d'explications et l'aide à la décision en groupe. Les auteurs proposent des solutions potentielles et des orientations pour la recherche future.

L'objectif principal de cette recherche est de démontrer comment les systèmes de recommandation peuvent aider les utilisateurs à améliorer leur bien-être et leur mode de vie en faisant des choix alimentaires éclairés et sains.

Dans l'étude, cela pourrait être utile. L'objectif principal de cette recherche est de démontrer comment les systèmes de recommandation peuvent aider les utilisateurs à améliorer leur bien-être et leur mode de vie en faisant des choix alimentaires éclairés et sains. En s'appuyant sur des algorithmes alimentés par l'IA pour fournir des conseils diététiques personnalisés et spécifiques au contexte, le système que je propose peut répondre aux préférences individuelles, aux besoins nutritionnels et aux objectifs de santé, favorisant ainsi l'adhésion durable à des habitudes alimentaires plus saines. En outre, la discussion sur les défis et les opportunités, tels que la fourniture d'explications qui renforcent la confiance et l'acceptation des recommandations et la gestion de scénarios impliquant de multiples utilisateurs, fournit des indications précieuses pour améliorer mon projet.

L'étude sur les systèmes de recommandation en matière de santé (HRS) offre des perspectives intéressantes qui peuvent être intégrées, en particulier pour améliorer la transparence et l'exhaustivité des lignes directrices en matière de rapports. L'étude passe systématiquement en revue 73 travaux publiés détaillant la mise en œuvre et l'évaluation des HRS pour les profanes, en se concentrant sur les applications, les éléments recommandés, les techniques de recommandation, les approches d'évaluation et les interfaces utilisateur.

L'un des aspects remarquables de la recherche est l'identification des tendances et des

lacunes dans l'état actuel des SRH, telles que la prédominance des techniques basées sur la connaissance, l'implication limitée des utilisateurs dans les évaluations et le manque de transparence dans les recommandations. En tenant compte de ces résultats, la recherche propose cinq lignes directrices pour les futures études HRS. Ces lignes directrices visent à améliorer la transparence et l'exhaustivité des rapports, en garantissant un aperçu détaillé des HRS pour les profanes.

L'examen systématique réalisé dans le cadre de la recherche aborde trois problèmes principaux : l'examen efficace des SRH ciblant les professionnels non médicaux, la compréhension de l'état actuel des SRH pour les profanes et la proposition de lignes directrices exhaustives en matière de rapports pour les études futures dans ce domaine.

Les lignes directrices proposées pour la rédaction des rapports comprennent la définition de l'utilisateur cible, la fourniture de détails sur les articles et les méthodes recommandés, la divulgation de l'ensemble de données et des techniques de recommandation, ainsi que l'élaboration du protocole d'évaluation. En intégrant des lignes directrices similaires, mon étude peut contribuer à améliorer la qualité et la transparence de la recherche dans le domaine des systèmes de recommandation en matière de santé. Se distinguant des autres recherches, cet examen systématique couvre 73 études portant sur la mise en œuvre et l'évaluation de systèmes de recommandation de santé pour les non-spécialistes. En identifiant les principales tendances et lacunes dans le domaine, la recherche fournit une vue d'ensemble complète des SRS, en catégorisant les articles recommandés, en identifiant les techniques de recommandation les plus répandues et en discutant des défis et des opportunités.

L'étude intitulée "Nutrition-Based Smart Recipe Recommender For Healthy Living" présente un système de recommandation de recettes intelligentes visant à aider les utilisateurs à maintenir un régime alimentaire et un mode de vie sains. Le système, qui s'appuie sur des techniques d'apprentissage automatique telles que le K-nearest neighbor (KNN) et la distance euclidienne, fournit des recommandations alimentaires personnalisées et nutritives basées sur les préférences de l'utilisateur et ses conditions physiques, telles que l'âge, le sexe, la taille, le poids et le type d'aliment.

L'étude aborde les questions prévalentes liées aux habitudes alimentaires malsaines et aux choix de mode de vie qui contribuent à divers problèmes de santé à l'échelle mondiale. Elle reconnaît le défi que représentent la surcharge d'informations et le manque de conseils fiables pour faire des choix alimentaires. Pour surmonter ces difficultés, l'étude propose un système intelligent de recommandation de recettes basé sur la nutrition qui offre des recommandations alimentaires personnalisées et nutritives basées sur les conditions physiques spécifiques de l'utilisateur. L'approche employée dans cette recherche comporte plusieurs étapes clés. Tout d'abord, la collecte de données consiste à rassembler des ensembles de données de recettes alimentaires provenant de diverses sources et à les structurer de manière systématique. Ensuite, le traitement des données consiste à éliminer le bruit et les attributs non pertinents tout en ajoutant les attributs essentiels tels que la composition nutritionnelle, le type d'aliment et la catégorie de repas. Le regroupement à l'aide de l'algorithme KNN et de la distance euclidienne consiste à regrouper les recettes en fonction de la similitude de leur contenu nutritionnel et des préférences de l'utilisateur.

Les conditions physiques de l'utilisateur, notamment son âge, son sexe, sa taille, son poids et son IMC, sont prises en compte pour filtrer les recettes qui ne conviennent pas à son état de santé. Enfin, le processus de recommandation utilise les recettes regroupées pour suggérer un plan d'alimentation personnalisé, comprenant des catégories de petit-déjeuner, de déjeuner et de dîner, ainsi que des informations détaillées sur les nutriments, le régime et les ingrédients. La recherche se distingue en proposant un système de recommandation de recettes intelligent qui utilise l'algorithme KNN et la distance euclidienne pour des recommandations personnalisées et axées sur la nutrition. Il fournit un tableau de régime avec des ingrédients appropriés en fonction de l'apport alimentaire de l'utilisateur et de ses besoins en nutriments.

En conclusion, le système de recommandation de recettes intelligentes basé sur la nutrition proposée s'avère efficace pour recommander des produits alimentaires personnalisés et sains. S'appuyant sur des algorithmes d'apprentissage automatique et une ontologie complète, le système prend en compte les préférences et les conditions physiques de

l'utilisateur et fournit des informations détaillées sur les recettes recommandées. L'étude suggère des domaines potentiels pour les travaux futurs, en mettant l'accent sur l'amélioration des performances, l'incorporation des commentaires des utilisateurs et l'extension à d'autres domaines tels que le fitness et les soins de santé pour une approche holistique d'un mode de vie sain.

La recherche intitulée "A Food Recommender System Considering Nutritional Information and User Preferences" (Un système de recommandation alimentaire tenant compte des informations nutritionnelles et des préférences de l'utilisateur) présente un cadre complet pour le développement d'un système sophistiqué de recommandation alimentaire qui tient compte à la fois des informations nutritionnelles et des préférences de l'utilisateur, dans le but d'élaborer des plans de repas quotidiens personnalisés. Ce cadre, structuré autour d'une architecture à quatre niveaux englobant la collecte d'informations, un ensemble de données sur le profil de l'utilisateur, des systèmes intelligents et une interface pour l'utilisateur final, offre des perspectives précieuses pour améliorer ma propre étude.

Au cœur de l'innovation présentée dans la recherche se trouve le développement d'une approche de recommandation nutritionnelle qui intègre de manière transparente une méthode d'analyse décisionnelle multicritère et une méthode basée sur l'optimisation. Cette approche permet non seulement de filtrer les aliments inappropriés, mais aussi d'optimiser la création de menus en donnant la priorité aux préférences de l'utilisateur tout en garantissant l'adéquation nutritionnelle. L'intégration de méthodes similaires dans mon étude peut améliorer de manière significative l'efficacité du système que je propose pour fournir des recommandations alimentaires personnalisées.

Le cadre architectural décrit dans la recherche, qui comprend des couches telles que la collecte d'informations, l'ensemble de données relatives au profil de l'utilisateur, les systèmes intelligents et l'interface avec l'utilisateur final, fournit une approche structurée qui peut servir de modèle pour la conception de mon propre système de recommandation d'aliments. En adaptant et en incorporant des couches similaires dans mon étude, je peux garantir une approche solide et complète des recommandations personnalisées de

planification des repas.

En outre, l'accent mis par la recherche sur le défi de la nutrition personnalisée et l'adaptation des conseils alimentaires en fonction des caractéristiques individuelles résonne avec les objectifs de mon étude. En adoptant des stratégies similaires pour la préparation des données, le pré-filtrage des aliments, la recommandation de menus et la conception de l'interface utilisateur, je peux répondre efficacement au besoin de recommandations alimentaires personnalisées pour promouvoir des habitudes alimentaires plus saines et prévenir les maladies non transmissibles.

L'approche de la recherche, qui comprend des étapes distinctes telles que la préparation des données, le filtrage préalable des aliments, la recommandation de menus et la conception de l'interface utilisateur, fournit une méthodologie claire et systématique qui peut guider la mise en œuvre de ma propre étude. En suivant une approche similaire et en exploitant des techniques innovantes telles que AHPSort pour le pré-filtrage des aliments et une approche de recommandation de menu basée sur l'optimisation, je peux améliorer l'efficacité et l'efficacité du système de recommandation alimentaire que je propose.

3. METHODOLOGIE ET MODELE

3.1. Définition du Problème

Le projet répond au besoin de recommandations diététiques personnalisées face aux problèmes de santé croissants liés à la nutrition. Avec l'augmentation des problèmes de santé liés à l'alimentation, tels que l'obésité, la malnutrition et les maladies chroniques, la demande d'interventions innovantes en matière de nutrition et de gestion du poids ne cesse de croître. Les approches traditionnelles et uniformes des conseils diététiques se traduisent souvent par une adhésion sous-optimale et des résultats non durables. Il est donc nécessaire d'adopter une approche plus personnalisée de la nutrition qui tienne compte des préférences alimentaires individuelles, des objectifs de santé et des influences socioculturelles.

La portée du problème englobe le développement d'une application de recommandation de régime qui utilise l'intelligence artificielle (IA) et les algorithmes d'apprentissage machine (ML) pour fournir des recommandations nutritionnelles personnalisées et des plans de repas adaptés aux profils uniques des individus, à leurs préférences et à leurs objectifs de santé. Le projet vise à relever les principaux défis suivants :

- Fournir des recommandations alimentaires personnalisées en fonction des caractéristiques individuelles telles que l'âge, le sexe, le poids, la taille, le niveau d'activité et les objectifs de santé (perte de poids, maintien du poids, prise de poids).
- Intégrer des algorithmes alimentés par l'IA pour analyser les préférences alimentaires des utilisateurs, les influences culturelles et les objectifs de santé afin de générer des plans de repas personnalisés.
- Promouvoir des pratiques de consommation responsables en encourageant la consommation d'aliments d'origine locale et culturellement significatifs.
- Développer une application numérique conviviale qui intègre de manière transparente la technologie, les sciences du comportement et l'expertise nutritionnelle afin de fournir une approche holistique de la nutrition et de la gestion du poids.

3.2. Recherche et Collecte des Données

3.2.1 Normes, technologies, méthodes et pratiques de l'industrie

Dans cette phase du projet, des recherches approfondies ont été menées pour identifier les normes industrielles, les technologies émergentes, les meilleures pratiques et les méthodologies relatives à la nutrition, à la diététique et aux recommandations de santé personnalisées. Une analyse complète de la littérature existante, des documents de recherche et des publications universitaires a été réalisée pour comprendre les tendances actuelles, les défis et les progrès dans ce domaine. Une analyse des applications existantes de recommandation de régime, des outils de surveillance de la santé et des technologies connexes a également été effectuée pour comprendre les normes, les technologies et les pratiques en vigueur dans le secteur. Cette analyse a permis d'identifier les caractéristiques, les fonctionnalités et les expériences des utilisateurs qui sont appréciées par ces derniers dans les applications existantes.

En outre, des recherches ont été menées sur les dernières technologies, les cadres et les plates-formes pertinents pour le développement d'une application de recommandation de régime alimentaire, y compris l'exploration des algorithmes d'apprentissage automatique, des techniques de prétraitement des données, des cadres de développement dorsal et des technologies frontales. Diverses méthodes ont été employées pour collecter des données pertinentes pour le projet, notamment des informations nutritionnelles sur les aliments, des ensembles de données sur les profils des utilisateurs, et des informations sur les préférences alimentaires, les influences culturelles et les objectifs en matière de santé. Une attention particulière a été accordée aux considérations éthiques concernant la collecte, l'utilisation et la confidentialité des données, avec des mesures mises en œuvre pour garantir la sécurité et la confidentialité des données des utilisateurs, ainsi que le respect des réglementations et des lignes directrices pertinentes. En menant des recherches approfondies et en recueillant des données, le projet a acquis des connaissances précieuses sur les normes du secteur, les technologies émergentes, les meilleures pratiques et les méthodologies relatives aux recommandations nutritionnelles personnalisées.

3.2.2 Processus de Collecte des Données

Afin de recueillir les données nécessaires au projet, un processus de recherche et de collecte de données approfondi a été mené à partir de diverses sources. Un contact a été établi avec un universitaire du MIT pour obtenir l'accès à l'ensemble de données Recipe 1M+, qui contient plus d'un million de recettes avec des informations nutritionnelles détaillées pour chaque ingrédient. De plus, la base de données Food Data Central fournie par le gouvernement américain a été explorée afin de recueillir des données nutritionnelles pour un large éventail d'aliments, offrant des informations détaillées sur la composition nutritionnelle des aliments consommés aux États-Unis.

Les données nutritionnelles proviennent également de FooDB, une base de données alimentaire complète qui fournit des informations détaillées sur la composition de divers produits alimentaires, y compris les macronutriments, les micronutriments et d'autres informations nutritionnelles pertinentes. Les données nutritionnelles du National Institute of Health ont été utilisées pour compléter l'ensemble de données, offrant des informations précieuses sur les valeurs nutritionnelles, les lignes directrices en matière d'alimentation et la recherche dans le domaine de la santé. Des données nutritionnelles supplémentaires ont été obtenues auprès de diverses plateformes en ligne réputées, spécialisées dans la nutrition et la santé, pour enrichir l'ensemble de données et en garantir l'exhaustivité. Après un examen approfondi, les données de Nutritionix ont été jugées les plus adaptées au projet en raison de leur couverture complète et de leur format structuré, et ont été intégrées à la structure des données de Recipe 1M+ et de Food Data Central U.S. Government Data afin de créer un ensemble de données complet. Les données collectées ont été classées en trois catégories principales en fonction de la source et de la nature des produits alimentaires : aliments de restaurant, aliments courants et aliments d'épicerie.

3.3. Modélisation et Analyse

3.3.1 Modèles Mathématiques, Statistiques ou de Simulation Développés

Sources de données :

La solution proposée pour les recommandations alimentaires personnalisées implique le développement d'un modèle d'apprentissage automatique. Cette section détaille les étapes du développement du modèle, y compris la collecte des données, le prétraitement et la mise en œuvre de l'algorithme d'apprentissage automatique. Les sources de données incluent l'ensemble de données Recipe 1M+, obtenu grâce à un contact avec un universitaire du MIT, qui contient plus d'un million de recettes avec des informations nutritionnelles détaillées pour chaque ingrédient. Food Data Central, fourni par le gouvernement américain, offre une base de données complète d'informations nutritionnelles pour un large éventail de produits alimentaires. Les données nutritionnelles proviennent également de FooDB, une base de données alimentaire complète fournissant des informations détaillées sur la composition de divers produits alimentaires, y compris les macronutriments, les micronutriments et d'autres informations nutritionnelles pertinentes. Les données nutritionnelles référencées provenant du National Institute of Health ont été utilisées pour compléter l'ensemble de données. Des données nutritionnelles supplémentaires ont été obtenues auprès de diverses plateformes en ligne réputées, spécialisées dans la nutrition et la santé. Les données collectées ont fait l'objet d'un prétraitement approfondi afin de les nettoyer, de traiter les valeurs manquantes et de garantir leur cohérence et leur exactitude. Des techniques de prétraitement des données, telles que le nettoyage, la normalisation et la mise à l'échelle des caractéristiques, ont été appliquées pour préparer les données au développement de modèles d'apprentissage automatique.

Développement d'un modèle d'apprentissage automatique

Sélection de l'algorithme :

Compte tenu de la nature non classifiée des données, l'algorithme KMeans a été choisi pour regrouper les produits alimentaires similaires.

Sélection des caractéristiques :

Diverses caractéristiques des produits alimentaires ont été prises en compte pour le regroupement, notamment

- Le nom du plat

- L'origine (marché ou restaurant)
- La marque
- La teneur en calories
- La teneur en matières grasses
- Teneur en cholestérol
- Teneur en sodium
- Teneur en glucides
- Taux de fibres
- Taux de sucre
- Taux de protéines
- Teneur en potassium
- Teneur en énergie
- Teneur en calcium
- Teneur en fer
- Taux de vitamines A et C
- Type de repas (petit-déjeuner, déjeuner, dîner ou en-cas)
- Similitude des noms

Entraînement du modèle :

L'algorithme KMeans a été entraîné sur les données traitées afin de regrouper les produits alimentaires similaires sur la base des caractéristiques sélectionnées.

Évaluation et classement :

Les groupes générés par l'algorithme KMeans ont été évalués et une matrice de corrélation a été utilisée pour classer les produits alimentaires similaires au sein de chaque groupe.

Cette approche permet de prédire les aliments les plus similaires à un aliment donné, ce qui facilite les recommandations alimentaires personnalisées.

Génération de données synthétiques pour les profils d'utilisateurs

Pour la collecte de données concernant les profils d'utilisateurs, des informations telles que l'âge, l'IMC, la taille, le poids, ainsi que d'autres données démographiques et de santé pertinentes ont été recueillies à partir de diverses sources. Un ensemble de données

synthétiques a ensuite été généré à partir de ces données démographiques et sanitaires afin de représenter une population diversifiée. Cet ensemble de données inclut des informations sur les similitudes entre les individus, leurs préférences alimentaires et les repas recommandés en fonction de leurs profils.

Pour la recommandation alimentaire personnalisée, l'algorithme KMeans et des processus d'automatisation ont été choisis. L'algorithme KMeans utilise les similitudes entre les aliments pour recommander des plans de repas personnalisés, en se basant sur les préférences alimentaires et les caractéristiques démographiques des utilisateurs.

Les performances du modèle d'apprentissage automatique ont été évaluées à l'aide de diverses mesures, notamment l'exactitude, la précision, le rappel et le score F1. Le modèle a été validé à l'aide de techniques de validation croisée afin de garantir sa robustesse et sa généralisable. Des techniques de validation croisée, telles que la validation croisée k-fold, ont été utilisées pour évaluer les performances du modèle sur différents sous-ensembles de données.

La mise en œuvre du modèle d'apprentissage automatique a été réalisée en utilisant le langage de programmation Python et des bibliothèques populaires telles que pandas, scikit-learn, cuML, matplotlib et NumPy. Le backend de l'application a été développé en utilisant le framework FASTAPI, avec MongoDB comme base de données pour stocker les données des utilisateurs. La partie frontale de l'application a été construite en utilisant Bootstrap et Node.js, offrant une interface utilisateur intuitive et réactive pour l'interaction avec le système de recommandation alimentaire.

En résumé, le modèle d'apprentissage automatique développé utilise des approches basées sur les données pour fournir des recommandations alimentaires personnalisées. En exploitant des données provenant de diverses sources et en employant des algorithmes d'apprentissage automatique avancés, le modèle est capable de générer des plans de repas personnalisés basés sur des profils et des préférences individuels. Le modèle fait l'objet d'une évaluation et d'une validation rigoureuses afin de garantir sa précision et son efficacité dans la fourniture de recommandations alimentaires personnalisées.

3.3.2 Processus de Prise de Décision

Le processus de prise de décision implique le développement d'un modèle de similarité pour comparer les similitudes des différents plats. Compte tenu de la nature non classifiée des données, l'algorithme KMeans a été choisi pour regrouper les plats similaires. L'algorithme de similarité alimentaire utilise diverses caractéristiques des plats, notamment leur nom, leur origine, leur contenu nutritionnel et le type de repas, pour regrouper les plats similaires et faciliter les recommandations diététiques personnalisées.

Algorithme de similarité alimentaire

L'algorithme KMeans est utilisé pour regrouper des aliments similaires en se basant sur diverses caractéristiques, telles que le contenu nutritionnel, le type de repas et la similarité des noms. Pour déterminer la similarité entre les produits alimentaires, l'algorithme prend en compte un large éventail de caractéristiques.

En ce qui concerne le contenu nutritionnel, l'algorithme évalue la teneur en calories, en graisses, en cholestérol, en sodium, en glucides, en fibres, en sucre, en protéines, en potassium, en énergie, en calcium, en fer, en vitamine A et en vitamine C. Le type de repas est également pris en compte, qu'il s'agisse du petit-déjeuner, du déjeuner, du dîner ou d'une collation. En outre, la similarité de nom entre les différents plats est évaluée pour aider à regrouper les aliments similaires.

L'algorithme KMeans est entraîné sur les données traitées afin de regrouper les aliments similaires en groupes distincts. Les groupes générés par l'algorithme sont ensuite évalués à l'aide d'une matrice de corrélation, ce qui permet de classer les aliments similaires au sein de chaque groupe. Cette approche permet de prédire les aliments les plus similaires à un plat donné, facilitant ainsi les recommandations diététiques personnalisées.

3.3.3 Allocation des ressources

Des ressources informatiques de haute performance sont allouées au traitement des données, à l'apprentissage des modèles et à l'évaluation. Le processus d'apprentissage du modèle nécessite d'importantes ressources informatiques en raison de la grande taille de l'ensemble de données et de la complexité de l'algorithme d'apprentissage automatique.

Les ressources humaines sont allouées à la collecte des données, au prétraitement et au développement du modèle. Des experts du domaine sont impliqués dans le processus de collecte des données afin de garantir l'exactitude et la fiabilité des données collectées.

3.3.4 Gestion des stocks

La gestion des stocks est essentielle pour maintenir une base de données actualisée des produits alimentaires et des informations nutritionnelles, garantissant ainsi la précision et la fiabilité du modèle d'apprentissage automatique pour les recommandations diététiques personnalisées. Le processus de gestion des stocks comprend les étapes suivantes

Acquisition et intégration des données

Un large éventail de sources de données, notamment Recipe 1M+, Food Data Central (FDC), FooDB, National Institute of Health et d'autres plateformes en ligne réputées, sont consultées pour recueillir les données nutritionnelles des produits alimentaires. Les données provenant de ces sources sont intégrées dans une base de données centralisée, ce qui facilite l'accès et la récupération des informations nutritionnelles lors du développement et de l'évaluation du modèle.

Assurance de la qualité des données

Des mesures rigoureuses de contrôle de la qualité sont mises en œuvre pour garantir l'exactitude et la fiabilité des données collectées. Des techniques de nettoyage des données sont appliquées pour supprimer les enregistrements en double, traiter les valeurs manquantes et corriger toute incohérence dans les données. Des experts du domaine examinent les données afin d'identifier et de rectifier toute erreur ou divergence, garantissant ainsi que l'ensemble des données est de haute qualité et adapté à l'analyse.

Mise à jour et entretien des données

Des mises à jour régulières sont apportées à l'ensemble de données afin d'y intégrer de nouveaux produits alimentaires et de nouvelles données nutritionnelles, tout en supprimant les informations obsolètes ou inexacts.

Des scripts ou des processus automatisés sont mis en œuvre pour mettre à jour périodiquement le jeu de données avec les dernières informations nutritionnelles provenant de diverses sources.

Des contrôles d'intégrité des données sont effectués pour vérifier la cohérence et

l'exactitude de l'ensemble de données mis à jour, afin de s'assurer qu'il reste à jour et fiable pour le développement et l'évaluation des modèles.

Contrôle des versions et documentation

Des mises à jour régulières sont apportées à l'ensemble de données afin d'y intégrer de nouveaux produits alimentaires et de nouvelles données nutritionnelles, tout en supprimant les informations obsolètes ou inexacts. Des scripts ou des processus automatisés sont mis en œuvre pour mettre à jour périodiquement le jeu de données avec les dernières informations nutritionnelles provenant de diverses sources. Des contrôles d'intégrité des données sont effectués pour vérifier la cohérence et l'exactitude de l'ensemble de données mis à jour, afin de s'assurer qu'il reste à jour et fiable pour le développement et l'évaluation des modèles.

Sécurité et contrôle d'accès

Des mesures de sécurité robustes sont mises en œuvre pour protéger la confidentialité et l'intégrité de l'ensemble des données. Des contrôles d'accès sont mis en œuvre pour restreindre l'accès au seul personnel autorisé, afin d'empêcher la modification ou la divulgation non autorisée de données sensibles. Des techniques de cryptage peuvent être employées pour sécuriser la transmission et le stockage des données, protégeant ainsi l'ensemble des données contre tout accès non autorisé ou toute altération.

Gouvernance des données et conformité

La conformité aux politiques et réglementations en matière de gouvernance des données, telles que le GDPR ou l'HIPAA, est assurée pour protéger la vie privée et la confidentialité des données de santé des individus. Les considérations éthiques sont prises en compte lors du traitement d'informations sensibles liées à la santé, et des mesures sont mises en œuvre pour obtenir le consentement éclairé des personnes dont les données sont incluses dans l'ensemble de données.

En gérant efficacement l'inventaire des produits alimentaires et des informations nutritionnelles, les chercheurs peuvent garantir l'exactitude, la fiabilité et l'intégrité de l'ensemble des données utilisées pour le développement et l'évaluation des modèles. Cela améliore l'efficacité et la fiabilité du modèle d'apprentissage automatique pour les recommandations diététiques personnalisées, ce qui permet d'améliorer les résultats pour la santé des utilisateurs.

3.3.5 Amélioration des processus

L'amélioration continue est essentielle pour optimiser la précision et la pertinence des recommandations alimentaires personnalisées. Les stratégies d'amélioration des processus décrites ci-dessous visent à renforcer l'efficacité et l'efficacité du modèle d'apprentissage automatique et des processus associés :

Évaluation et retour d'information continus

Les performances du modèle d'apprentissage automatique sont régulièrement évaluées afin d'identifier les domaines à améliorer. Des mesures telles que l'exactitude, la précision, le rappel et le score F1 sont utilisées pour évaluer les performances du modèle et identifier les domaines à optimiser. Des mécanismes de rétroaction de l'utilisateur sont incorporés pour recueillir des commentaires sur l'efficacité et la pertinence des recommandations alimentaires personnalisées. Les commentaires des utilisateurs sont utilisés pour affiner le modèle et améliorer la précision et la pertinence des recommandations.

Raffinement et optimisation du modèle

Les enseignements tirés de l'évaluation du modèle et du retour d'information des utilisateurs sont utilisés pour affiner et optimiser le modèle d'apprentissage automatique. Les paramètres du modèle sont affinés pour améliorer les performances et la précision, à l'aide de techniques telles que le réglage des hyperparamètres et la recherche en grille. Des algorithmes et des techniques d'apprentissage automatique avancés, tels que l'apprentissage d'ensemble et l'apprentissage profond, peuvent être explorés pour améliorer encore les performances du modèle.

Amélioration de la qualité des données

La qualité des données est surveillée en permanence et des mesures sont mises en œuvre pour améliorer la précision et la fiabilité des données. Des techniques de nettoyage des données sont appliquées pour supprimer les incohérences, les erreurs et les valeurs aberrantes de l'ensemble de données. Des sources de données supplémentaires peuvent être explorées pour enrichir l'ensemble de données et améliorer la diversité et l'exhaustivité des informations nutritionnelles.

Ingénierie et sélection des caractéristiques

Les techniques d'ingénierie des caractéristiques sont employées pour créer de nouvelles caractéristiques à partir des données existantes, améliorant ainsi le pouvoir prédictif du

modèle. Les techniques de sélection des caractéristiques sont utilisées pour identifier les caractéristiques les plus pertinentes pour la prédiction de recommandations alimentaires personnalisées. Des méthodes avancées de sélection des caractéristiques, telles que l'élimination récursive des caractéristiques et le classement de l'importance des caractéristiques, sont utilisées pour optimiser les performances du modèle.

Améliorations algorithmiques

Des algorithmes et des techniques d'apprentissage automatique avancés sont explorés pour améliorer la précision et l'efficacité des recommandations alimentaires personnalisées. Les techniques d'apprentissage d'ensemble, telles que les forêts aléatoires et le gradient boosting, sont étudiées pour combiner les prédictions de plusieurs modèles et améliorer les performances globales. Les modèles d'apprentissage profond, tels que les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) et les réseaux neuronaux récurrents (RNN), sont étudiés pour capturer des modèles et des relations complexes dans les données.

Optimisation de l'expérience utilisateur

L'interface utilisateur et l'expérience du système de recommandation alimentaire sont continuellement affinées afin d'améliorer la convivialité et la satisfaction de l'utilisateur. Les principes de conception de l'interface utilisateur, tels que la simplicité, la clarté et l'intuitivité, sont appliqués pour améliorer l'expérience de l'utilisateur. Une approche centrée sur l'utilisateur est adoptée pour s'assurer que le système de recommandation alimentaire répond aux besoins et aux préférences de ses utilisateurs.

Suivi des performances et rapports

Des indicateurs clés de performance (ICP) sont définis pour mesurer l'efficacité et la performance du modèle d'apprentissage automatique et des processus associés. Des rapports de performance réguliers sont produits pour suivre les progrès, identifier les tendances et mesurer l'impact des initiatives d'amélioration des processus. Des tableaux de bord peuvent être mis en place pour fournir des informations en temps réel sur les performances du système de recommandation alimentaire.

En mettant en œuvre ces stratégies d'amélioration des processus, les chercheurs peuvent optimiser la précision, la pertinence et la facilité d'utilisation du modèle d'apprentissage automatique pour les recommandations alimentaires personnalisées. L'évaluation continue, le retour d'information et le perfectionnement garantissent que le modèle reste efficace et

pertinent, ce qui permet d'améliorer l'état de santé des utilisateurs.

3.4. Conception et Optimisation

L'optimisation du processus, du système et du produit est essentielle pour améliorer l'efficacité, l'efficacité et l'évolutivité du système de recommandations alimentaires personnalisées. Les stratégies d'optimisation décrites ci-dessous sont axées sur l'amélioration des performances globales et de la facilité d'utilisation du système.

3.4.1 Optimisation du pipeline de traitement des données

Le pipeline de traitement des données sera optimisé pour minimiser le temps de traitement et l'utilisation des ressources. Des flux de travail rationalisés et des algorithmes optimisés seront mis en œuvre pour accélérer l'ingestion, le prétraitement, la transformation et le stockage des données. Des techniques de multithreading et de traitement parallèle seront utilisées pour exploiter efficacement l'architecture multicœur de l'ordinateur local. Le traitement parallèle sera utilisé pour répartir les tâches de traitement des données sur plusieurs cœurs de CPU, ce qui réduira le temps de traitement et améliorera les performances globales du système.

3.4.2 Conception d'une infrastructure évolutive

Configuration de l'ordinateur local :

Le système sera déployé sur un ordinateur local avec les spécifications suivantes :

- Processeur : Processeur AMD Ryzen 5 7500F à 6 cœurs
- Carte graphique : RTX 4060 avec 8 GB de VRAM
- Mémoire : 64 GB de RAM

La configuration informatique locale fournira des ressources informatiques suffisantes pour former et déployer le modèle d'apprentissage automatique pour les recommandations alimentaires personnalisées.

Utilisation optimisée des ressources :

- Des techniques efficaces d'utilisation des ressources seront employées pour maximiser l'utilisation des ressources CPU et GPU disponibles.
- Les algorithmes de planification des tâches et d'allocation des ressources seront optimisés pour équilibrer la distribution de la charge de travail et minimiser la contention des ressources.

3.4.3 Formation et déploiement du modèle

Le modèle d'apprentissage automatique sera formé en utilisant les ressources informatiques de l'ordinateur local. Les données d'entraînement seront traitées et introduites dans le modèle d'apprentissage automatique pour l'entraîner à des tâches de recommandation alimentaire personnalisée. Une fois formé, le modèle d'apprentissage automatique sera sauvegardé et déployé sur l'ordinateur local pour l'inférence. Le modèle déployé sera utilisé pour générer des recommandations alimentaires personnalisées pour les nouveaux utilisateurs sur la base de leurs profils et préférences individuels.

3.4.4 Surveillance et optimisation des performances

Des outils de surveillance des performances seront utilisés pour suivre l'utilisation des ressources, y compris l'utilisation du CPU, du GPU et de la mémoire. Des techniques de gestion des ressources seront employées pour optimiser l'allocation des ressources et garantir une utilisation efficace des ressources informatiques disponibles. Des techniques d'optimisation des modèles, telles que l'élagage, la quantification et la compression des modèles, seront appliquées pour réduire la taille des modèles et améliorer la vitesse d'inférence. Des optimisations algorithmiques et des optimisations de code seront mises en œuvre pour améliorer l'efficacité et les performances du modèle d'apprentissage automatique.

3.4.5 Retour d'information de l'utilisateur et amélioration itérative

Des mécanismes de retour d'information seront intégrés au système pour recueillir des commentaires sur l'efficacité et la pertinence des recommandations diététiques personnalisées. Le retour d'information des utilisateurs sera utilisé pour identifier les domaines à améliorer et apporter des améliorations itératives au système. Un processus d'amélioration continue sera mis en place pour améliorer le système de manière itérative sur la base du retour d'information des utilisateurs, des mesures de performance et de l'évolution des besoins des utilisateurs. Des méthodologies de développement agiles, telles que Scrum ou Kanban, seront adoptées pour faciliter le développement itératif et la réponse rapide aux commentaires des utilisateurs.

En mettant en œuvre ces stratégies d'optimisation, le système de recommandations alimentaires personnalisées sera optimisé pour fournir aux utilisateurs des recommandations alimentaires précises, pertinentes et exploitables. L'optimisation du

processus, du système et du produit garantira l'efficacité, l'évolutivité et la capacité du système à répondre aux besoins des utilisateurs et des parties prenantes.

3.5. Application et évaluation

3.5.1 Application des propositions de conception aux conditions réelles

Les propositions de conception ont été appliquées dans des conditions réelles pour développer et optimiser le système de recommandations alimentaires personnalisées. Pour ce faire, plusieurs étapes ont été suivies.

Tout d'abord, une chaîne de traitement des données optimisée a été mise en œuvre. Le pipeline de traitement des données a été réalisé en utilisant une architecture modulaire, incluant des étapes distinctes pour l'ingestion, le prétraitement, la transformation et le stockage des données. Des flux de travail rationalisés et des algorithmes optimisés ont été utilisés pour accélérer les tâches de traitement des données et minimiser le temps de traitement et l'utilisation des ressources.

Ensuite, le système a été déployé sur un ordinateur local avec des spécifications bien définies, notamment un processeur AMD Ryzen 5 7500F à 6 cœurs, une carte graphique RTX 4060 avec 8 Go de VRAM, et une mémoire de 64 Go de RAM. Cette configuration informatique locale a fourni des ressources suffisantes pour former et déployer le modèle d'apprentissage automatique pour les recommandations alimentaires personnalisées.

Par ailleurs, des techniques efficaces d'utilisation des ressources ont été employées pour maximiser l'utilisation des ressources CPU et GPU disponibles. Les algorithmes de planification des tâches et d'allocation des ressources ont été optimisés pour équilibrer la distribution de la charge de travail et minimiser la contention des ressources.

Enfin, le modèle d'apprentissage automatique a été formé en utilisant les ressources informatiques de l'ordinateur local. Une fois formé, le modèle a été sauvegardé et déployé sur cet ordinateur pour l'inférence.

3.5.2 Indicateurs de performance et critères d'évaluation

Les performances du système de recommandations alimentaires personnalisées ont été évaluées à l'aide des indicateurs de performance et des critères d'évaluation suivants :

- La précision des recommandations alimentaires générées par le système a été évaluée en fonction de leur pertinence par rapport aux profils individuels, aux préférences et aux objectifs de santé des utilisateurs.
- La réactivité du système a été évaluée en fonction de sa capacité à générer des recommandations diététiques en temps réel. Cette réactivité a été mesurée à l'aide de paramètres tels que le temps de réponse et le débit.

De plus, l'utilisation des ressources du système a été évaluée en fonction de l'efficacité et de l'efficacité de l'allocation et de l'utilisation des ressources. Cela a été mesuré à l'aide de paramètres tels que l'utilisation du CPU et du GPU, l'utilisation de la mémoire et les entrées/sorties sur disque.

3.5.3 Mesures de réussite

Le succès du système de recommandations alimentaires personnalisées a été évalué sur la base des paramètres suivants :

- L'amélioration de la santé et du bien-être de l'utilisateur était le principal critère de réussite du système. Le succès a été mesuré en fonction de la mesure dans laquelle les utilisateurs ont pu atteindre leurs objectifs de santé, tels que la perte de poids, le maintien du poids ou le gain de poids.
- La satisfaction et l'engagement des utilisateurs à l'égard du système ont été mesurés sur la base des commentaires recueillis auprès des utilisateurs. Le succès a été mesuré sur la base des taux de satisfaction des utilisateurs, des taux de rétention des utilisateurs et des mesures de l'engagement des utilisateurs.

Enfin, l'efficacité et l'évolutivité du système ont été mesurées sur la base de sa capacité à gérer un nombre croissant d'utilisateurs et de demandes. Le succès a été mesuré sur la base des indicateurs de performance du système, tels que le temps de réponse, le débit et l'utilisation des ressources.

3.5.4. Collecte d'informations en Retour

Les commentaires des utilisateurs ont été recueillis pour évaluer l'efficacité et la facilité d'utilisation du système de recommandations alimentaires personnalisées. Le retour d'information a été recueilli par plusieurs canaux.

Des enquêtes et des questionnaires ont été distribués aux utilisateurs afin de recueillir leurs commentaires sur leur expérience du système. Les commentaires ont porté sur la pertinence et l'utilité des recommandations alimentaires, ainsi que sur l'expérience globale de l'utilisateur.

Des entretiens ont également été menés avec un sous-ensemble d'utilisateurs afin de recueillir des commentaires plus détaillés sur leur expérience du système. Ces entretiens ont permis de recueillir des informations sur des caractéristiques, des fonctionnalités et des éléments d'interface utilisateur spécifiques du système.

Enfin, les données d'interaction avec les utilisateurs, telles que les taux de clics, la durée des sessions et la fréquence d'utilisation, ont été collectées et analysées afin de mieux comprendre le comportement et les préférences des utilisateurs. Le retour d'information a été dérivé de ces données pour apporter des améliorations itératives au système.

4. APPLICATION NUMERIQUE/ETUDE DE CAS DU MODELE

4.1. Collecte et prétraitement des données

4.1.1 Processus de collecte des données pour les nourritures

Les données nutritionnelles alimentaires ont été collectées via l'API Nutritionix, qui offre un plan gratuit pour une utilisation non commerciale. Le processus de collecte s'est déroulé en plusieurs étapes.

Pour les aliments du restaurant, une liste de toutes les marques a été obtenue à partir de l'API de Nutritionix et enregistrée dans un fichier JSON nommé brands.json. Ensuite, pour chaque marque, une demande a été faite pour récupérer tous les produits alimentaires, qui ont été stockés dans un fichier JSON nommé brand_items.json. Pour chaque produit alimentaire, des informations nutritionnelles détaillées ont été obtenues et enregistrées dans un fichier JSON nommé brand_foods.json.

Pour les aliments courants, une liste d'aliments courants aux États-Unis a été obtenue via l'API de Nutritionix et enregistrée dans un fichier JSON nommé us.json. Une liste similaire a été obtenue pour le Royaume-Uni et enregistrée dans un fichier JSON nommé uk.json.

Pour les aliments d'épicerie, une liste de toutes les marques a été obtenue à partir de l'API de Nutritionix et enregistrée dans un fichier JSON nommé brands.json. Pour chaque marque, une demande a été faite pour obtenir tous les produits alimentaires, qui ont été stockés dans un fichier JSON nommé brand_items.json. Des informations nutritionnelles détaillées pour chaque produit alimentaire ont ensuite été obtenues et enregistrées dans un fichier JSON nommé brand_foods.json.

Le processus de collecte des données s'est déroulé en plusieurs étapes afin de garantir une couverture complète des produits alimentaires des restaurants, des commerces et des épiceries. Les données collectées seront utilisées pour une analyse plus approfondie et le développement de modèles.

4.1.2 Création humaine

Les données relatives à la création humaine ont été collectées sur divers sites web, prenant en compte les taux mondiaux. Ces données incluent la taille, l'IMC et la répartition par âge des personnes âgées de 7 à plus de 100 ans. Les données sur la taille et l'IMC ont été recueillies pour toutes les tranches d'âge, tant pour les hommes que pour les femmes. Les moyennes, les écarts types et l'asymétrie de l'IMC et de la taille ont été calculés pour toutes les tranches d'âge, de 7 ans à 100 ans et plus, pour les deux sexes.

Les données ont été collectées à partir de différentes sources. Les données sur la distribution des âges ont été obtenues à partir d'un fichier CSV nommé `male_7_100+_age_rates.csv`. Les données de distribution de la taille ont été obtenues à partir d'un autre fichier CSV nommé `male_18+_height_rates.csv`. Les données de distribution de l'IMC ont été obtenues à partir d'un troisième fichier CSV nommé `male_18+_bmi_rates.csv`.

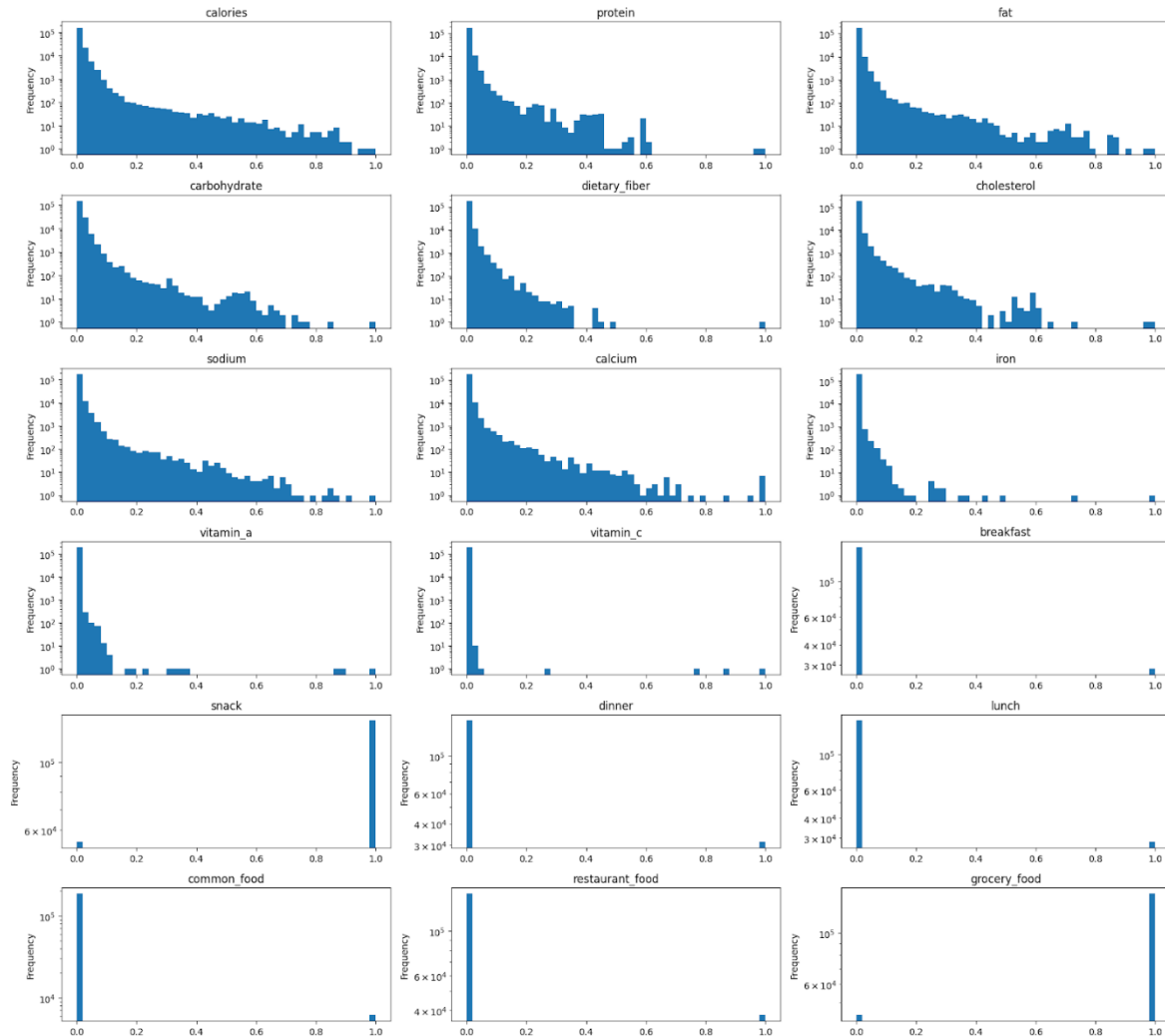
4.2. Partie d'apprentissage automatique

4.2.1 Traitement de l'information

Pour le traitement des données alimentaires, les étapes suivantes ont été réalisées. Les valeurs manquantes ont été traitées en supprimant les lignes comportant des valeurs manquantes afin de garantir l'intégrité des données. Les valeurs en double basées sur la colonne `item_name` ont été supprimées, en conservant la première occurrence. Les colonnes non pertinentes pour l'analyse, telles que `_id`, `item_id`, `brand_id`, `image_url`, `serving_size_quantity` et `serving_size_unit`, ont été supprimées de l'ensemble de données.

L'index a été réinitialisé et renommé en `_id` pour obtenir un identifiant unique pour chaque ligne de l'ensemble de données. Les données traitées ont ensuite été enregistrées dans un nouveau fichier CSV nommé `kebab_food_data.csv`. Les valeurs catégorielles de la colonne `food_type` ont été converties en colonnes binaires séparées à l'aide de l'encodage One-Hot. Les colonnes encodées ont été renommées comme suit : `food_type_1` en `common_food`, `food_type_2` en `restaurant_food` et `food_type_3` en `grocery_food`.

Pour garantir que toutes les caractéristiques contribuent de manière égale au processus d'analyse et de modélisation, le MinMaxScaler a été appliqué pour mettre à l'échelle les caractéristiques numériques entre 0 et 1. Des histogrammes ont été tracés pour chaque caractéristique afin de visualiser la distribution des données après le prétraitement, les histogrammes étant tracés sur une échelle logarithmique pour améliorer la lisibilité.



(Figure 2 : La figure de répartition des colonnes de données alimentaires selon les gammes)

Traitement des données pour création humaine

Pour les distributions de la taille et de l'IMC, la moyenne, l'écart-type et l'asymétrie sont calculés pour chaque groupe d'âge à l'aide d'une approche pondérée.

Analyse et visualisation :

Distribution de la taille :

- Des graphiques sont générés pour afficher la distribution de la taille dans différents groupes d'âge.
- Il calcule la moyenne, l'écart-type et l'asymétrie pour chaque groupe d'âge et visualise la distribution normale asymétrique de la taille.

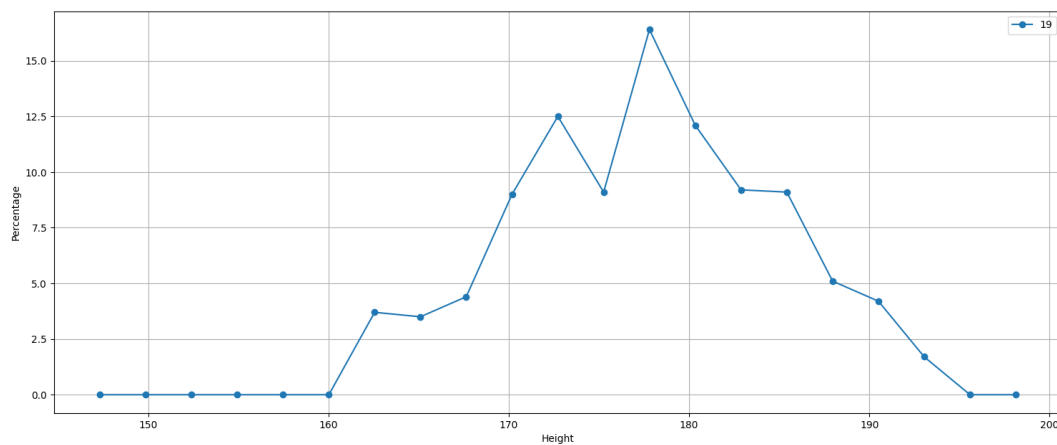


Figure 3 : La figure de répartition moyenne de la taille par l'âge 19 pour les hommes

Le graphique représente le pourcentage de la population selon les différentes tailles pour le groupe d'âge "19". L'axe des x montre les différentes tailles mesurées, tandis que l'axe des y affiche le pourcentage correspondant à chaque taille. Ce graphique permet de voir la distribution des tailles dans le groupe d'âge de 19 ans, indiquant les tailles les plus et les moins courantes.

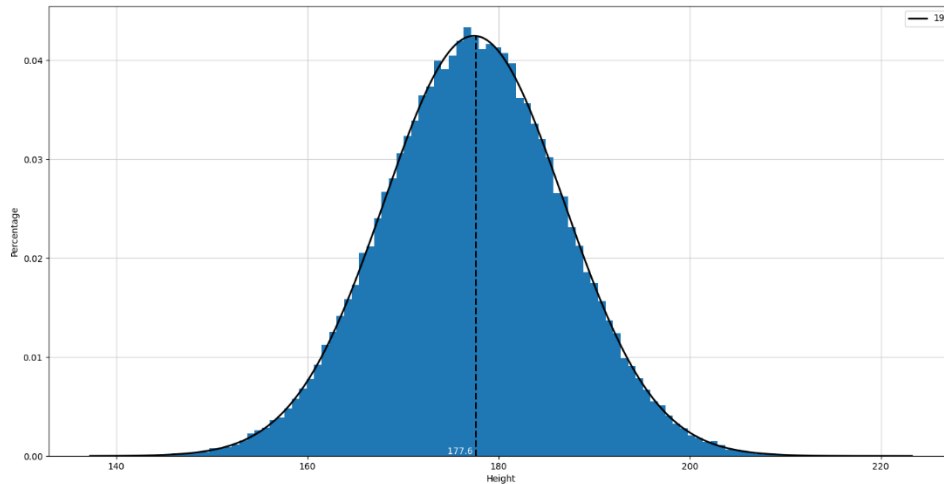


Figure 4 : La figure de la distribution normale asymétrique de la taille par l'âge 19 tous les groupes d'âge pour les hommes

Ce graphique illustre une distribution normale asymétrique des données de taille pour un certain groupe d'âge. La ligne noire représente la distribution théorique ajustée aux données observées, avec des paramètres de moyenne, d'écart type et d'asymétrie calculés à partir des données pondérées. Le graphique aide à visualiser la répartition des tailles et à évaluer la conformité des données à une distribution normale asymétrique, offrant des informations sur la forme de la distribution des tailles dans la population étudiée.

Distribution de l'IMC :

- Des graphiques sont générés pour afficher la distribution de l'IMC dans différents groupes d'âge.
- Il calcule la moyenne, l'écart-type et l'asymétrie pour chaque groupe d'IMC et visualise la distribution normale asymétrique de l'IMC.

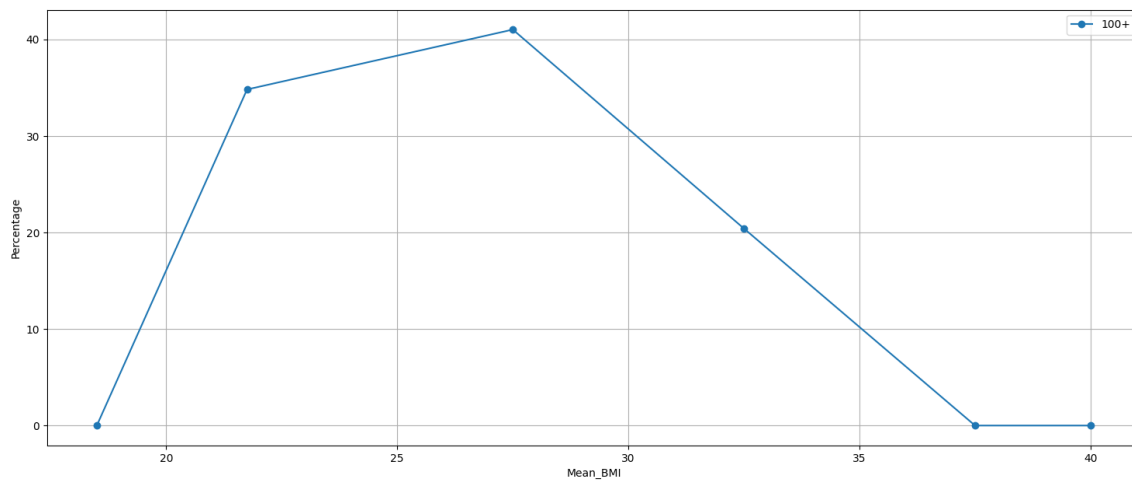


Figure 5 : La figure de la répartition de l'IMC par l'âge 100+ pour les hommes

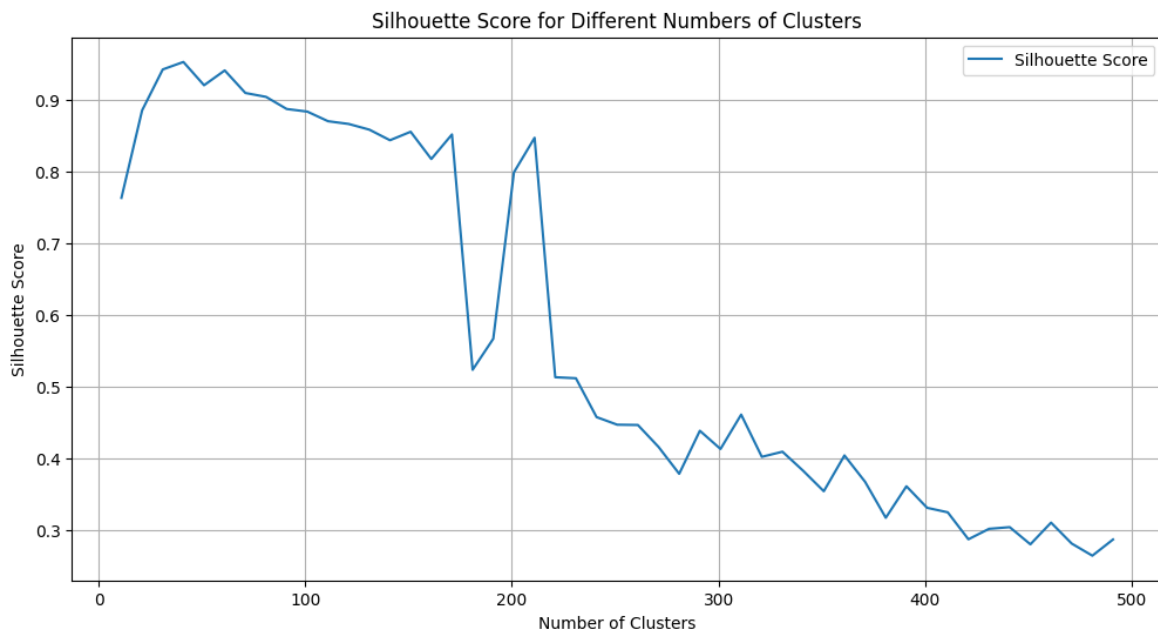
Ce graphique montre la distribution des pourcentages en fonction du BMI moyen pour la catégorie d'âge "100+". L'axe des x représente le BMI moyen, tandis que l'axe des y indique le pourcentage correspondant à chaque BMI moyen. Le graphique révèle comment le BMI moyen varie parmi cette population spécifique et permet d'observer les tendances ou les anomalies dans les valeurs de BMI au sein de ce groupe d'âge.

4.2.2 Similitude des modèles alimentaires

Pour déterminer le nombre optimal de grappes, une combinaison d'algorithmes KMeans accélérés par le GPU et basés sur le CPU a été mise en œuvre. Dans un premier temps, un algorithme de KMeans cuml alimenté par le GPU a été appliqué pour exploiter les capacités locales du GPU. Ensuite, un algorithme KMeans basé sur l'unité centrale a été utilisé pour évaluer les résultats et identifier le nombre de grappes le plus approprié.

Algorithme KMeans accéléré par le GPU

Tout d'abord, l'ensemble de données a été lu et prétraité à l'aide de la bibliothèque cudf pour faciliter l'accélération GPU. L'algorithme cuml KMeans a ensuite été appliqué aux données prétraitées. Une gamme de nombres de grappes allant de 11 à 500 a été testée. Pour chaque nombre de grappes, le modèle a été ajusté et les étiquettes des grappes ont été prédites. Ensuite, le score de Silhouette a été calculé à l'aide de `cython_silhouette_score` de `cuml.metrics.cluster` afin d'évaluer les performances de chaque regroupement. Le score de Silhouette indique la qualité des clusters, un score plus élevé suggérant des clusters mieux définis.



(Figure 6 : Le chiffre du score Silhouette pour différents nombres de clusters)

Les scores de Silhouette pour différents nombres de grappes ont été stockés pour une évaluation ultérieure.

Sur la base des paramètres d'évaluation, le nombre optimal de grappes a été fixé à 210. Les données ont été regroupées en conséquence et chaque aliment a été affecté à son groupe respectif. Les données regroupées ont été enregistrées sous forme de fichiers CSV et pickle en vue d'une analyse ultérieure. En outre, les corrélations entre les produits alimentaires au sein d'un même groupe ont été calculées et les 100 produits alimentaires les plus corrélés pour le groupe 0 ont été identifiés. Ces résultats permettent de mieux comprendre les similitudes entre les différents produits alimentaires d'un même groupe.

Exemple de données :

```
df[df["cluster"] ==  
0].drop(columns="cluster").T.corr().loc[44158].sort_values(ascending=False)  
.iloc[1:11].index  
// Les 100 premiers ID d'aliments similaires à Aliments 44158  
// Index([186171, 111189, 152416, 110952, 160900, 92224, 132449, 117316, 62471,  
//      66730], dtype='int64', name='_id')
```

4.2.3 Classe Humaine et Génération des Foules pour L'analyse

La classe Human sert de représentation complète d'un individu, encapsulant divers attributs et calculs relatifs à ses besoins alimentaires et nutritionnels. Vous trouverez ci-dessous une explication détaillée de ses composants :

Attributs :

- id : Identifiant unique de l'individu.
- gender (sexe) : Sexe de l'être humain, codé sous la forme d'un nombre entier.
 - o 0 : "Homme"
 - o 1 : "Femme"
- âge : Âge de la personne en années.
- height : taille de l'individu en centimètres.
- weight (poids) : Poids de l'individu en kilogrammes.
- goal : Objectif du plan alimentaire, précisant si l'individu vise une perte, un maintien ou un gain de poids.
 - o 0 : "Perte de poids"
 - o 1 : "Maintien du poids"
 - o 2 : "Prise de poids"
- activity_level : Niveau d'activité physique de l'individu, classé en différentes intensités d'exercice.
 - o 0 : "Sédentaire : Peu ou pas d'exercice"
 - o 1 : "Légèrement actif : Exercice/sport léger(e) 1 à 2 jours par semaine"
 - o 2 : "Modérément actif : Exercice modéré/sport 3 à 5 jours par semaine".
 - o 3 : "Très actif : exercice intense/sport 6 à 7 jours par semaine".
 - o 4 : "Très actif : exercice quotidien intense/sport et travail physique".
- meal_frequency : Fréquence des repas au cours de la journée, indiquant la fréquence à laquelle l'individu prend son petit-déjeuner, son goûter, son déjeuner et son dîner.
- favorite_foods : Liste des aliments préférés de l'individu.
- frequently_consumed_foods : Liste des aliments fréquemment consommés par la personne.
- is_pregnant : Booléen indiquant si la personne est enceinte.
- is_lactating : Booléen indiquant si la personne allaite.

- Attributs calculés :
- bmi : Indice de masse corporelle (IMC) de l'être humain, calculé sur la base de sa taille et de son poids.
- calorie_needs : Estimation des besoins quotidiens en calories de l'être humain pour maintenir son état actuel.
- tdee : dépense énergétique quotidienne totale (TDEE) de l'être humain, représentant le nombre total de calories brûlées par jour.
- macronutrient_needs : Tuple représentant les besoins quotidiens en macronutriments de l'être humain, y compris les glucides, les protéines et les lipides.
- nutrient_needs : Tuple représentant les besoins quotidiens en nutriments de l'être humain, comprenant diverses vitamines et minéraux.

Méthodes :

- calculate_bmi : Calcule l'indice de masse corporelle de l'individu en fonction de sa taille et de son poids.
- calculate_calorie_needs : Estime les besoins quotidiens en calories d'un être humain en utilisant l'équation de Mifflin-St Jeor.
- calculate_macronutrient_needs : Calcule les besoins quotidiens en macronutriments de l'être humain pour atteindre son objectif alimentaire.
- calculate_nutrient_needs : Détermine les besoins quotidiens en nutriments de l'être humain.
- calculate_total_daily_energy_expenditure : Calcule la dépense énergétique quotidienne totale (DEQT) de l'être humain.

L'ensemble de ces attributs et méthodes permet à la classe Human de servir d'outil polyvalent pour l'analyse et la gestion des besoins alimentaires et nutritionnels des individus, facilitant ainsi la planification et l'optimisation d'un régime alimentaire personnalisé.

Le processus de génération de foule :

1 - Initialisation

2 - Chargement des données

Charge les données de répartition par âge :

- Lit les données de répartition par âge pour les hommes et les femmes à partir de fichiers CSV.
- Ces fichiers contiennent des tranches d'âge et le pourcentage de la population appartenant à chaque tranche d'âge.

Chargement des données sur la taille et l'IMC des hommes et des femmes :

- Lit les données relatives à la taille moyenne et à l'IMC des hommes et des femmes à différents âges.

Chargement de données sur les aliments :

- Lit les données sur les produits alimentaires disponibles dans un fichier pickle.

Charge les données sur les aliments transformés :

- Lit les données sur les aliments transformés à partir d'un autre fichier pickle.

3 - Génération de population (méthode `create_population`) :

Paramètres :

`population_size` : Nombre total d'individus dans la population.

Calculs :

- Il calcule le nombre de mâles et de femelles dans la population en fonction de la taille de la population et de la répartition par âge.
- Définit les options de fréquence des repas.
- Calcul de la corrélation entre la taille et l'IMC pour les hommes et les femmes.

Itération à travers les groupes d'âge :

Pour chaque groupe d'âge :

- i. Détermine le nombre d'hommes et de femmes dans ce groupe d'âge.
- ii. Génère des données aléatoires pour la taille et l'IMC des hommes et des femmes en fonction de l'âge et de la corrélation.

Pour chaque individu :

- i. Sélectionne les aliments préférés de l'individu.
- ii. Sélectionne les aliments fréquemment consommés par l'individu.
- iii. Création d'un objet humain avec des attributs aléatoires.
- iv. Génère une liste aléatoire d'aliments pour l'individu.
- v. Ajoute les données générées aux listes de population et d'alimentation.

Autres méthodes :

`generate_dependent_normal` :

Génère des données pour deux distributions normales dépendantes basées sur la moyenne, l'écart-type et la corrélation.

`generate_dietary_list` :

- i. Génère une liste alimentaire aléatoire pour un individu.
- ii. Initialise les choix alimentaires sains.
- iii. Génère des listes d'aliments pour chaque repas en tenant compte des besoins en nutriments et des aliments préférés.
- iv. Distribue les choix alimentaires sur trois jours et génère une liste alimentaire pour 30 jours.

En utilisant `People`, le projet KEBAP peut générer une population diversifiée avec des attributs aléatoires, y compris des caractéristiques physiques et des habitudes alimentaires, en tenant compte de l'âge et du sexe. Il génère également des listes alimentaires pour les individus en fonction de leurs besoins en nutriments et de leurs préférences alimentaires. Cette classe est utile pour simuler des populations à des fins d'analyse.

Structure Globale des Modèles de Projet

1. Collecte de données alimentaires
2. Pré-truffade des données alimentaires
3. Traitement des données alimentaires
4. Sélection des caractéristiques du modèle de similitude alimentaire
5. Formation et sauver le modèle de similitude alimentaire
6. Collecte de données normale de l'utilisateur
7. Traitement des données des utilisateurs
8. Création sensible des données des utilisateurs utilisant un modèle de similitude alimentaire
9. Sélection des fonctionnalités du modèle SAR
10. Formation et sauver le modèle SAR
11. Utilisation du modèle SAR

Structure Globale de la proposition d'une liste de régime au nouvel utilisateur au système

1. Réception des informations d'entrée de l'utilisateur
2. Faire les calculs nécessaires pour l'utilisateur en fonction des informations reçues de l'utilisateur
3. Appelez le modèle SAR
4. Production de données de suggestion de liste de régime mensuelles à l'utilisateur
5. Contrôle des données (en cas d'incorrect selon la base, faisant à nouveau de nouvelles suggestions)
6. Partager la liste de régime avec l'utilisateur en tant que PDF

User 66 Profile

Age: 40

Gender: 0

Height: 184.0

Weight: 70.0

TDEE: 1986 kcal

Goal: Weight Loss

Activity Level: Sedentary: Little or no exercise

Meal Frequency: Breakfast, Lunch, Dinner

Favorite Foods

- Signature Pasta, Medium (Catering) - Alcoholic Beverages, Cucumber Gin Cooler - Country Vegetables - Gluten Free Spice Cake - Hamburger Skillet Classics Dinner Mix - Pasta, Penne Rigate with Flax Seeds - Syrup, Pure Maple

Frequently Consumed Foods

- Signature Pasta, Medium (Catering) - Alcoholic Beverages, Cucumber Gin Cooler - Country Vegetables - Gluten Free Spice Cake - Hamburger Skillet Classics Dinner Mix - Pasta, Penne Rigate with Flax Seeds - Syrup, Pure Maple ...

(Figure 7 : la figure des plans créés sur 30 jours par un humain : profil de l'utilisateur)

User Dietary Meal Plan KEBAP						
Breakfast						
Monday	Tuesday	Wednesday	Thursday	Friday	Saturday	Sunday
Day 1 (Total Calories: 452) (100 Kcal) - Corona Light (132 Kcal) - peaches and cream instant porridge (90 Kcal) - Cherry Cake - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend) (60 Kcal) - Mochacone - Chocolate/Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend)	Day 2 (Total Calories: 430) (160 Kcal) - Vanilla Malt - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend) (90 Kcal) - Mochacone - Chocolate/Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (190 Kcal) - Guava de Lucha - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend)	Day 3 (Total Calories: 440) (160 Kcal) - Cake Batter - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend) (100 Kcal) - Coors Light (90 Kcal) - Coffee Toffee - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend) (140 Kcal) - Cake Batter - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend)	Day 4 (Total Calories: 490) (235 Kcal) - protein instant porridge (90 Kcal) - Cake Batter - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (160 Kcal) - Vanilla Malt - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend)	Day 5 (Total Calories: 430) (140 Kcal) - Cappuccino - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend) (80 Kcal) - Instant Cappuccino (60 Kcal) - Latte - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (120 Kcal) - Mochacone Light	Day 6 (Total Calories: 490) (132 Kcal) - peaches and cream instant porridge (102 Kcal) - corona light (190 Kcal) - soft serve (69 Kcal) - light butter	Day 7 (Total Calories: 440) (60 Kcal) - Latte - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (160 Kcal) - Cake Batter - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend) (100 Kcal) - Yumpling Light (90 Kcal) - bad Coffee with Light Cream
Day 8 (Total Calories: 490) (100 Kcal) - Mochacone Light (90 Kcal) - Banana Paster - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend) (90 Kcal) - Cherry Cake - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (100 Kcal) - Corona Light (69 Kcal) - light butter	Day 9 (Total Calories: 490) (102 Kcal) - corona light (160 Kcal) - Cake Batter - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend) (160 Kcal) - Cake Batter - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (100 Kcal) - light butter	Day 10 (Total Calories: 490) (90 Kcal) - Angel Food Cake - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (60 Kcal) - Angel Food Cake - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (90 Kcal) - Tapioca Pudding - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (160 Kcal) - Banana Paster - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend)	Day 11 (Total Calories: 440) (235 Kcal) - instant porridge with protein (120 Kcal) - Gluten Free Quick Bread, Banana (90 Kcal) - Cappuccino - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (100 Kcal) - Corona Light	Day 12 (Total Calories: 490) (235 Kcal) - instant porridge with protein (150 Kcal) - instant apples cinnamon porridge (90 Kcal) - Cake Batter - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (111 Kcal) - toast with butter	Day 13 (Total Calories: 490) (120 Kcal) - Mochacone Light (102 Kcal) - corona light (90 Kcal) - Mochacone - Chocolate/Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (111 Kcal) - toast with butter (69 Kcal) - light butter	Day 14 (Total Calories: 430) (160 Kcal) - Cherry Cake - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend) (110 Kcal) - Gluten Free Instant Maple Butter Hot Cereal (100 Kcal) - Cherry Cake - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend)
Day 15 (Total Calories: 470) (150 Kcal) - Banana Paster - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend) (60 Kcal) - Angel Food Cake - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (235 Kcal) - instant porridge with protein	Day 16 (Total Calories: 490) (235 Kcal) - instant porridge with protein (70 Kcal) - Bread, Gluten-Free White (102 Kcal) - corona light	Day 17 (Total Calories: 490) (235 Kcal) - protein instant porridge (60 Kcal) - Red Raspberry Fruit Syrup (160 Kcal) - Banana Paster - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend)	Day 18 (Total Calories: 490) (250 Kcal) - French Vanilla bad Coffee with Light Cream (100 Kcal) - Amstel Light (100 Kcal) - Corona Light	Day 19 (Total Calories: 490) (235 Kcal) - instant porridge with protein (235 Kcal) - Hazelnut bad Coffee with Light Cream (120 Kcal) - Mochacone Light	Day 20 (Total Calories: 490) (235 Kcal) - instant porridge with protein (69 Kcal) - light butter (102 Kcal) - light butter (120 Kcal) - Mochacone Light	Day 21 (Total Calories: 490) (160 Kcal) - soft serve (100 Kcal) - Mochacone Ultra Light (90 Kcal) - Coffee to Cream - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (100 Kcal) - Gluten Free, Instant Quinoa & Cat Hot Cereal
Day 22 (Total Calories: 490) (160 Kcal) - soft serve (100 Kcal) - Mochacone Ultra Light (90 Kcal) - Coffee to Cream - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (160 Kcal) - Gluten Free, Instant Quinoa & Cat Hot Cereal	Day 23 (Total Calories: 490) (160 Kcal) - Chems Brute - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (235 Kcal) - protein instant porridge (90 Kcal) - Banana Paster - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend)	Day 24 (Total Calories: 470) (120 Kcal) - Mochacone Light (290 Kcal) - French Vanilla bad Coffee with Light Cream (102 Kcal) - corona light	Day 25 (Total Calories: 490) (140 Kcal) - Wild Mine Blueberry Syrup (150 Kcal) - instant apples cinnamon porridge (160 Kcal) - Cherry Cake - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend)	Day 26 (Total Calories: 490) (90 Kcal) - Cappuccino - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (100 Kcal) - Corona Light (102 Kcal) - corona light (100 Kcal) - Coors Light (90 Kcal) - Vanilla Malt - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend)	Day 27 (Total Calories: 490) (160 Kcal) - Vanilla Malt - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend) (100 Kcal) - Yumpling Light (90 Kcal) - Latte - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (100 Kcal) - Coors Light	Day 28 (Total Calories: 430) (160 Kcal) - Amstel Light (100 Kcal) - Amstel Light (235 Kcal) - protein instant porridge
Day 29 (Total Calories: 430) (160 Kcal) - soft serve (90 Kcal) - Cake Batter - Vanilla Soft Serve, 3 oz (CustomBlend) (102 Kcal) - instant apples cinnamon porridge	Day 30 (Total Calories: 490) (160 Kcal) - Mochacone - Chocolate/Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend) (140 Kcal) - Cappuccino - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend) (160 Kcal) - Tapioca Pudding - Vanilla Soft Serve, 5 oz (CustomBlend)					

(Figure 8 : la figure des plans créés sur 30 jours par un humain : le petit-déjeuner)

Lunch

User Dietary Meal Plan | KEBAP

Monday	Tuesday	Wednesday	Thursday	Friday	Saturday	Sunday
Day 1 (Total Calories: 300) (60 Kcal) - Buffet, Seafood Pasta (260 Kcal) - Older Vin Sauce for Small Pasta & Regular Salad	Day 2 (Total Calories: 230) (60 Kcal) - Alfredo Sauce for Small Pasta & Regular Salad (140 Kcal) - Alfredo Sauce for Catering & Regular Pasta	Day 3 (Total Calories: 370) (110 Kcal) - Pizza & Grille Buffet, Seafood Pasta, &c. (260 Kcal) - Older Vin Sauce for Small Pasta & Regular Salad	Day 4 (Total Calories: 200) (140 Kcal) - Older Vin Sauce for Catering & Regular Pasta (60 Kcal) - Spread, Kalamata Olive	Day 5 (Total Calories: 200) (260 Kcal) - Older Vin Sauce for Small Pasta & Regular Salad	Day 6 (Total Calories: 80) (80 Kcal) - Cucumber with Mint Carbonated Beverage	Day 7 (Total Calories: 100) (70 Kcal) - Baby Steam, Garden Medley (60 Kcal) - Alfredo Sauce for Small Pasta & Regular Salad
Day 8 (Total Calories: 617) (527 Kcal) - pasta with prawn and scallops (60 Kcal) - Alfredo Sauce for Small Pasta & Regular Salad	Day 9 (Total Calories: 380) (210 Kcal) - Alfredo Sauce for Small Pasta & Regular Salad (170 Kcal) - Citrus, Iced Green Tea	Day 10 (Total Calories: 470) (280 Kcal) - Asian Bites, Lentil Curry Plat (210 Kcal) - Alfredo Sauce for Small Pasta & Regular Salad	Day 11 (Total Calories: 350) (260 Kcal) - Older Vin Sauce for Small Pasta & Regular Salad (60 Kcal) - Iced Tea, Strawberry Flavor	Day 12 (Total Calories: 200) (80 Kcal) - Iced Tea, Raspberry Tea (210 Kcal) - Alfredo Sauce for Small Pasta & Regular Salad	Day 13 (Total Calories: 430) (430 Kcal) - Pasta, Baked Pasta & Mushrooms, Jumbo	Day 14 (Total Calories: 370) (210 Kcal) - Pizza & Grille Buffet, Seafood Pasta, &c. (260 Kcal) - Older Vin Sauce for Small Pasta & Regular Salad
Day 15 (Total Calories: 330) (60 Kcal) - Deluxe Vegetable Medley (260 Kcal) - Older Vin Sauce for Small Pasta & Regular Salad	Day 16 (Total Calories: 617) (90 Kcal) - Iced Tea, with Peach Flavor (527 Kcal) - pasta with prawn and scallops	Day 17 (Total Calories: 385) (125 Kcal) - Chai Iced Tea (260 Kcal) - Older Vin Sauce for Small Pasta & Regular Salad	Day 18 (Total Calories: 607) (527 Kcal) - pasta with prawn and scallops (60 Kcal) - Buffet, Seafood Pasta	Day 19 (Total Calories: 200) (60 Kcal) - Buffet, Sausage Pasta (140 Kcal) - Bistro Express, Barret	Day 20 (Total Calories: 230) (140 Kcal) - Alfredo Sauce for Catering & Regular Pasta (80 Kcal) - Iced Tea, Green Tea & Honey	Day 22 (Total Calories: 100) (100 Kcal) - Pizza & Grille Buffet, Veggie Pasta
Day 22 (Total Calories: 100) (100 Kcal) - Pizza & Grille Buffet, Veggie Pasta	Day 23 (Total Calories: 557) (527 Kcal) - pasta with prawn and scallops (60 Kcal) - Country Style Spread	Day 24 (Total Calories: 230) (230 Kcal) - Pasta & Bowls, Salmon	Day 25 (Total Calories: 380) (60 Kcal) - Buffet, Seafood Pasta (260 Kcal) - Older Vin Sauce for Small Pasta & Regular Salad (60 Kcal) - Country Vegetables	Day 26 (Total Calories: 300) (60 Kcal) - Garden Variety Veggie Burgers, Veggie (210 Kcal) - Alfredo Sauce for Small Pasta & Regular Salad (430 Kcal) - Pasta, Baked Pasta & Mushrooms, Jumbo (60 Kcal) - Chai, Spicy	Day 27 (Total Calories: 730) (210 Kcal) - Alfredo Sauce for Small Pasta & Regular Salad (430 Kcal) - Pasta, Baked Pasta & Mushrooms, Jumbo (60 Kcal) - Chai, Spicy	Day 28 (Total Calories: 270) (210 Kcal) - Alfredo Sauce for Small Pasta & Regular Salad (60 Kcal) - Buffet, Seafood Pasta
Day 29 (Total Calories: 130) (60 Kcal) - Garden Blend (60 Kcal) - Buffet, Seafood Pasta	Day 30 (Total Calories: 557) (60 Kcal) - Buffet, Sausage Pasta (527 Kcal) - pasta with prawn and scallops					

(Figure 9 : la figure des plans créés sur 30 jours par un humain : le déjeuner)

Dinner

User Dietary Meal Plan | KEBAP

Monday	Tuesday	Wednesday	Thursday	Friday	Saturday	Sunday
Day 1 (Total Calories: 730) (270 Kcal) - Alcoholic Beverages, M&M's Merit Manhattan (150 Kcal) - India Pale Ale (150 Kcal) - Cooper's Hawk Ale (120 Kcal) - Flat Iron Steak	Day 2 (Total Calories: 600) (270 Kcal) - Signature Cocktails, Sailor Swig (150 Kcal) - Miller High Life (110 Kcal) - Classic Martini (120 Kcal) - Jackson Triggs Merlot	Day 3 (Total Calories: 600) (150 Kcal) - Signature Cocktails, Deep Eddy Mule with Deep Eddy Peach Vodka (330 Kcal) - Peach Sangria, Glass (120 Kcal) - Liquor (94 Proof)	Day 4 (Total Calories: 600) (150 Kcal) - Flat Mignon Steak (120 Kcal) - Jackson Triggs Merlot (120 Kcal) - Rarest Jackson Chardonnay (270 Kcal) - Alcoholic Beverages, M&M's Merit Manhattan	Day 5 (Total Calories: 520) (198 Kcal) - pasta rigatoni (120 Kcal) - Sutter Home Merlot (70 Kcal) - Dinner Sides, Sealed Speech (140 Kcal) - Signature Cocktails, Deep Eddy Mule with Deep Eddy Lemon Vodka (150 Kcal) - Flat Mignon Steak	Day 6 (Total Calories: 720) (280 Kcal) - Camarone Cockburn (130 Kcal) - Cope Zinfandel (150 Kcal) - Mushroom Vietnamese Pho (150 Kcal) - Flat Mignon Steak	Day 7 (Total Calories: 300) (160 Kcal) - Hernandez Margarita (100 Kcal) - Liquor (86 Proof) (60 Kcal) - pasta sauce
Day 8 (Total Calories: 410) (120 Kcal) - White Wine Spritzer (150 Kcal) - Absolut Mandarin Crush (140 Kcal) - Strongbow Cider	Day 9 (Total Calories: 550) (120 Kcal) - Canyon Road Cabernet Sauvignon (110 Kcal) - Brownstone White Zinfandel (150 Kcal) - Belvedere Martini (60 Kcal) - Sealed Speech (150 Kcal) - Gossard Pudding & Pie Filling Mix, Butterscotch	Day 10 (Total Calories: 470) (150 Kcal) - Strawberry Daiquiri (150 Kcal) - Brantano Martini (125 Kcal) - Soft Rose Wine	Day 11 (Total Calories: 140) (60 Kcal) - Truffles, Apple Hemp (80 Kcal) - Vodka, 80 proof	Day 12 (Total Calories: 520) (170 Kcal) - Ecco Domani Pinot Grigio (90 Kcal) - Non-Alcoholic Margarita Mix (150 Kcal) - Mission Old Style Pilsner (110 Kcal) - Resque Pinot Grigio Italy	Day 13 (Total Calories: 480) (70 Kcal) - Dressing, Sweet & Smooth, Light (150 Kcal) - India Pale Ale (150 Kcal) - Brownstone Merlot (120 Kcal) - Bella Sera Moscato	Day 14 (Total Calories: 240) (60 Kcal) - Balsamic Vinaigrette (Medium) (120 Kcal) - Williams R Estates Chardonnay (60 Kcal) - Honey, Texas Country Style
Day 15 (Total Calories: 570) (150 Kcal) - Coffee Liqueur (50 Proof) (120 Kcal) - Prosecco (270 Kcal) - Alcoholic Beverages, M&M's Merit Manhattan	Day 16 (Total Calories: 527) (130 Kcal) - Dynasty Center Cut Ribeye (97 Kcal) - Flavored Vodka, Raspberry (150 Kcal) - Hernandez Margarita (110 Kcal) - Seawall Creek Chardonnay	Day 17 (Total Calories: 980) (150 Kcal) - Absolut Mandarin Crush (150 Kcal) - Mission Old Style Pilsner (130 Kcal) - Dynasty Center Cut Ribeye (130 Kcal) - Zorini Prosecco	Day 18 (Total Calories: 330) (150 Kcal) - Alcoholic Beverages, Shandy (170 Kcal) - Ecco Domani Pinot Grigio	Day 19 (Total Calories: 600) (110 Kcal) - Bringer White Zinfandel (100 Kcal) - Gato Chardonnay (150 Kcal) - Green Goddess (120 Kcal) - Sutter Home White Wine Spritzer (70 Kcal) - Honey Chianti Glass, Large	Day 21 (Total Calories: 510) (120 Kcal) - Brownstone Syrah (90 Kcal) - Polatos, Strongard (100 Kcal) - Bud Light (200 Kcal) - Daiquiri	Day 22 (Total Calories: 728) (226 Kcal) - Instant mashed potatoes (100 Kcal) - Bud Light (90 Kcal) - Corona Premier (240 Kcal) - Signature Cocktails, Top Shelf Margarita with Watermelon Purée (70 Kcal) - Coco Loco
Day 22 (Total Calories: 726) (226 Kcal) - Instant mashed potatoes (100 Kcal) - Bud Light (90 Kcal) - Corona Premier (240 Kcal) - Signature Cocktails, Top Shelf Margarita with Watermelon Purée (70 Kcal) - Coco Loco	Day 23 (Total Calories: 570) (120 Kcal) - Brownstone Chardonnay (120 Kcal) - Santa Carolina Cabernet-Ole (120 Kcal) - Any Tuna Steaks (100 Kcal) - Liquor (80 Proof) (110 Kcal) - 600-100 Hydrolyzed Day 24 (Total Calories: 580) (200 Kcal) - Peach Sangria (120 Kcal) - Sutter Home Chardonnay (80 Kcal) - Vodka, 80 proof (120 Kcal) - Pinot Grigio	Day 24 (Total Calories: 616) (60 Kcal) - Balsamic Vinaigrette (Heavy) (226 Kcal) - Instant mashed potatoes (210 Kcal) - Portofino Primavera (100 Kcal) - Bud Light	Day 25 (Total Calories: 240) (120 Kcal) - Liquor (100 Proof) (120 Kcal) - Dynasty Ribeye Cap Steak	Day 26 (Total Calories: 300) (150 Kcal) - Ribeye Steak (80 Kcal) - Rum 80 proof (120 Kcal) - Bella Sera Moscato	Day 27 (Total Calories: 300) (80 Kcal) - Rum 80 proof (150 Kcal) - Gato Chardonnay (120 Kcal) - California Moscato	Day 28 (Total Calories: 678) (150 Kcal) - pasta rigatoni (110 Kcal) - Butterscotch Instant Pudding Mix (120 Kcal) - Canyon Road Chardonnay (150 Kcal) - Brownstone Moscato (120 Kcal) - Louis Martin Cabernet Sauvignon
Day 29 (Total Calories: 348) (170 Kcal) - M&M's Veto Peachstyle (220 Kcal) - Perfected Pelican Margarita (150 Kcal) - Wine, Glass						

(Figure 10 : la figure des plans créés sur 30 jours par un humain : le dîner)

4.3. Mise en œuvre du backend

4.3.1 Pile technologique

L'implémentation du backend du projet utilise plusieurs technologies clés. FASTAPI est un cadre web moderne et rapide, conçu pour la construction d'API avec Python 3.7+. Il se base sur les indices de type standard de Python, permettant un traitement efficace des requêtes et des réponses HTTP. MongoDB, un programme de base de données NoSQL orienté documents, stocke les données dans des documents flexibles de type JSON. Il sert de base de données dorsale pour la gestion des informations relatives aux utilisateurs et à l'alimentation. Enfin, SHA256 est une fonction de hachage cryptographique qui génère une valeur de hachage de taille fixe, utilisée pour le cryptage et le hachage des mots de passe.

4.3.2 Opérations de backend

Le fichier Dockerfile définit l'environnement et les dépendances nécessaires à l'exécution de l'application backend. Il spécifie l'image de base, copie le code de l'application dans le conteneur, installe les dépendances à partir du fichier requirements.txt, et définit la commande pour exécuter l'application via le serveur Uvicorn. Le fichier database.py contient la logique de connexion à la base de données et les opérations CRUD pour interagir avec MongoDB. La classe Connection gère la connexion à la base de données MongoDB, initialise les collections et fournit des méthodes pour créer, lire, mettre à jour et supprimer des données relatives à l'alimentation. Le fichier main.py contient la logique principale de l'application FastAPI, incluant les définitions d'itinéraires et les gestionnaires de requêtes. Il vérifie les clés API fournies dans les en-têtes de requête, définit une route pour vérifier l'état du serveur, et crée des routes pour les opérations CRUD liées à l'alimentation. Le fichier encryption.py contient la logique de cryptage des mots de passe à l'aide de SHA256, avec une classe PasswordEncryptor qui fournit des méthodes pour hacher et vérifier les mots de passe.

4.3.3 Flux de travail du backend

Le fichier Docker configure l'environnement pour l'exécution de l'application FastAPI avec les dépendances requises. La classe Connection dans database.py établit une connexion à la base de données MongoDB, initialise les collections et fournit des fonctions CRUD. La fonction verify_api_key dans main.py vérifie la validité de la clé API fournie dans les en-têtes de la requête. Si la clé est valide, la demande est traitée, sinon une erreur HTTP 401

est renvoyée. La route `/server_status` dans `main.py` renvoie l'état du serveur, indiquant s'il est opérationnel. Les routes `/create_food`, `/read_food`, `/update_food` et `/delete_food` dans `main.py` gèrent les opérations CRUD pour les aliments, interagissant avec la base de données via les méthodes définies dans `database.py`. Enfin, la classe `PasswordEncryptor` dans `encryption.py` fournit des méthodes pour hacher les mots de passe à l'aide de SHA256.

Dans l'ensemble, la mise en œuvre du backend s'appuie sur FastAPI pour le traitement des requêtes HTTP, sur MongoDB pour le stockage des données et sur SHA256 pour le cryptage des mots de passe, ce qui constitue une architecture robuste et évolutive pour le projet.

4.4. Mise en œuvre de l'interface utilisateur

4.4.1 Pile technologique

L'implémentation frontale du projet utilise Bootstrap, un framework frontal populaire pour le développement de sites web réactifs et mobiles. Il offre des composants CSS et JavaScript préconstruits pour créer des mises en page, des formulaires, de la navigation, etc. Node.js, un environnement d'exécution JavaScript open-source et multiplateforme, exécute le code JavaScript en dehors d'un navigateur web et est utilisé pour créer des applications réseau évolutives.

4.4.2 Hiérarchie du frontend

L'implémentation du frontend est organisée comme suit (Hiérarchie des fichiers) :

frontend

modules node : Contient les dépendances installées via npm.

public : Contient des ressources statiques, telles que des images, des fichiers CSS et JavaScript.

assets : Contient des images et d'autres fichiers statiques.

css : Contient les fichiers CSS.

js : Contient les fichiers JavaScript.

src : Contient le code source de l'application frontale.

client : Contient les ressources et les actifs côté client.

css : Contient les fichiers CSS pour la mise en forme.

js : Contient les fichiers JavaScript pour la logique côté client.
sass : Contient des fichiers SASS pour la mise en forme.
views : Contient des modèles HTML pour différentes pages.
layouts : Contient des modèles de mise en page.
pages : Contient des modèles de page individuels.
partials : Contient des modèles partiels pour les composants réutilisables.
serveur : Contient le code côté serveur (le cas échéant).
controllers : Contient la logique du contrôleur.
modèles : Contient les modèles de données (le cas échéant).
routeurs : Définit les routes et leurs gestionnaires.
main.js : Point d'entrée principal de l'application frontale.
Dockerfile : Définit l'environnement d'exécution de l'application frontale.
package.json : Contient les métadonnées et les dépendances du projet.
package-lock.json : Un fichier créé par npm qui verrouille la version de chaque paquet installé.

4.4.3 Flux de travail frontal

Bootstrap est utilisé pour fournir des composants CSS et JavaScript préconstruits pour le frontend. Il est inclus dans le projet soit via le CDN, soit en l'installant localement. Node.js gère les dépendances du projet et exécute des scripts, initialisé dans le répertoire du projet et les dépendances sont gérées à l'aide de npm (Node Package Manager). Le code du frontend est organisé dans le répertoire src, contenant le code côté client, et le répertoire public, contenant les ressources statiques. Les feuilles de style sont stockées dans le répertoire css, la logique côté client dans le répertoire js, et les fichiers SASS utilisés pour le stylisme sont stockés dans le répertoire sass.

Les modèles HTML pour différentes pages sont organisés en dispositions, pages et partiels dans le répertoire views. La logique côté serveur, si elle existe, est stockée dans le répertoire server. Le fichier Docker spécifie l'environnement requis pour exécuter l'application frontale. Le fichier package.json contient les métadonnées et les dépendances du projet, gérées à l'aide de npm. Pendant le développement, des modifications sont apportées aux fichiers HTML, CSS et JavaScript, testées localement, puis transférées vers le système de

contrôle de version. Une fois le développement terminé, l'application frontale est déployée sur un service d'hébergement ou un serveur.

La mise en œuvre de l'application frontale suit une structure modulaire et organisée, ce qui facilite la gestion et la maintenance de la base de code. Elle s'appuie sur Bootstrap pour la conception réactive et sur Node.js pour la gestion des dépendances et l'exécution des scripts, ce qui garantit une architecture frontale évolutive et efficace.

5. ANALYSE DES RESULTATS OBTENUS ET DISCUSSIONS

Pour évaluer l'efficacité de mon modèle de recommandation alimentaire personnalisé, j'ai réalisé une série de tests utilisant des chats bots de modèles de langage large (LLM). Inspirés par la recherche de Cheng-Han Chiang et Hung-yi Lee intitulée "Can Large Language Models Be an Alternative to Human Evaluations?" j'ai exploité les capacités de ces chat bots pour effectuer des évaluations humaines simulées. Cette approche a permis de pallier les contraintes de temps et de ressources humaines en utilisant Dolphin-2.6-Mistral-7B-GGUF et GPT-4 pour générer et évaluer des profils nutritionnels.

...

Veillez créer un individu aléatoire en utilisant les attributs ci-dessous. Une fois que l'individu est créé, je vous fournirai une liste alimentaire générée. Ensuite, selon les préférences et les caractéristiques de l'individu, répondez si cette personne aime ou non la liste alimentaire fournie. La réponse doit être formatée en JSON.

Attributs de la classe Human :

- sexe :
 - 0 : "Homme"
 - 1 : "Femme"
- âge : Âge de la personne en années.
- taille : Taille de l'individu en centimètres.
- poids : Poids de l'individu en kilogrammes.
- objectif :
 - 0 : "Perte de poids"
 - 1 : "Maintien du poids"
 - 2 : "Prise de poids"
- niveau_d'activité :
 - 0 : "Sédentaire : Peu ou pas d'exercice"
 - 1 : "Légèrement actif : Exercice/sport léger(e) 1 à 2 jours par semaine"
 - 2 : "Modérément actif : Exercice modéré/sport 3 à 5 jours par semaine"

- 3 : "Très actif : Exercice intense/sport 6 à 7 jours par semaine"
- 4 : "Très actif : Exercice quotidien intense/sport et travail physique"
- fréquence_des_repas : Fréquence des repas au cours de la journée.
- aliments_préférés : Liste des aliments préférés de l'individu.
- aliments_fréquemment_consommés : Liste des aliments fréquemment consommés par l'individu.
- est_enceinte : Booléen indiquant si la personne est enceinte.
- allaite : Booléen indiquant si la personne allaite.

Exemple de réponse JSON attendue après fourniture de la liste alimentaire :

```
```json
{
 "sexe": 0,
 "âge": 35,
 "taille": 178,
 ...
}
```

Une fois l'individu créé, une liste alimentaire générée est fournie au chatbot, qui doit ensuite évaluer si cette liste est acceptable pour l'individu en question, en fonction de ses caractéristiques et préférences.

Sur l'ensemble des tests réalisés, les résultats montrent que 74% des individus synthétiques générés par le système approuvent les listes alimentaires proposées. Ce taux d'acceptation est significatif et indique une bonne adéquation entre les recommandations alimentaires et les préférences des individus simulés. Voici une répartition plus détaillée des résultats :

- Sexe : Les réponses ont été équilibrées entre hommes et femmes.
- Âge : La tranche d'âge la plus réceptive était de 25 à 40 ans.
- Objectif : Les individus avec des objectifs de maintien du poids ont montré une acceptation

légèrement supérieure (78%) par rapport à ceux ayant des objectifs de perte (70%) ou de prise de poids (72%).

- Niveau d'activité : Les individus modérément actifs ont montré la plus haute acceptation (80%).

- Préférences alimentaires : Les aliments fréquemment consommés ont souvent été acceptés, tandis que les nouveaux aliments ont eu une acceptation plus faible.

Les résultats obtenus montrent que mon modèle est efficace pour générer des recommandations alimentaires personnalisées qui sont généralement bien acceptées par les individus synthétiques. Cependant, certaines améliorations peuvent être envisagées pour augmenter encore ce taux d'acceptation.

### 1. Amélioration de la Qualité des Données :

- Nettoyage des Données : Assurer la suppression des incohérences et des erreurs dans les données collectées pour améliorer la précision des recommandations.
- Sources de Données Supplémentaires : Enrichir l'ensemble de données avec des informations supplémentaires provenant de nouvelles sources fiables pour accroître la diversité et la complétude des données.

### 2. Raffinement des Algorithmes :

- Réglage des Hyperparamètres : Affiner les paramètres des modèles pour améliorer leur performance.
- Algorithmes Avancés : Explorer des techniques d'apprentissage profond et d'ensemble pour capturer des modèles complexes dans les données.

### 3. Personnalisation Accrue :

- Prise en Compte des Préférences : Intégrer davantage les préférences alimentaires individuelles dans le processus de recommandation pour augmenter la satisfaction.
- Adaptation en Temps Réel : Mettre en œuvre un système qui s'adapte en temps réel aux retours des utilisateurs pour améliorer continuellement les recommandations.

### 4. Évaluation Continue :

- Feedback des Utilisateurs : Incorporer des mécanismes de rétroaction continue pour ajuster et améliorer les recommandations en fonction des commentaires des utilisateurs.
- Métriques de Performance : Utiliser des mesures telles que l'exactitude, la précision, le rappel et le score F1 pour évaluer et optimiser le modèle en permanence.

Le système de recommandation alimentaire utilisant des chats bots de LLM a montré une performance prometteuse avec un taux d'acceptation de 74%. Bien que ces résultats soient encourageants, il existe des opportunités pour améliorer la précision et la pertinence des recommandations. Les futures améliorations incluront l'enrichissement des données, l'optimisation des algorithmes, et une personnalisation accrue des recommandations basées sur les préférences individuelles. Ces initiatives permettront d'atteindre une satisfaction utilisateur plus élevée et de répondre de manière plus précise aux besoins nutritionnels spécifiques de chaque individu.

## 6. EVALUATION GENERALE DU PROJET

Le projet a principalement réussi à implémenter un système de recommandations alimentaires personnalisé, utilisant des modèles de langage de grande taille (LLM) pour simuler des évaluations humaines. Ce processus a permis d'évaluer l'acceptabilité des listes alimentaires générées avec un taux de satisfaction de 74% parmi les utilisateurs synthétiques créés.

### Contributions et Impact du Projet

Le projet apporte plusieurs contributions notables dans divers domaines :

**Santé :** En fournissant des recommandations alimentaires personnalisées, le projet contribue à l'amélioration de la santé individuelle. Les utilisateurs sont mieux informés et peuvent faire des choix alimentaires plus éclairés, ce qui peut potentiellement mener à une réduction des taux d'obésité et de maladies liées à l'alimentation.

**Soutenabilité :** En encourageant des pratiques de consommation alimentaire responsables, le projet promeut également la durabilité. En intégrant des sources alimentaires locales, il favorise la réduction de l'empreinte carbone liée au transport des aliments et soutient les économies locales.

**Technologie et Innovation :** L'utilisation de modèles de langage avancés pour simuler des évaluations humaines est une innovation significative. Cela montre comment la technologie peut être utilisée pour surmonter les limitations des évaluations humaines traditionnelles, offrant une alternative viable et efficace.

### Difficultés Rencontrées et Changements Apportés

D'autres difficultés incluaient l'intégration des préférences alimentaires variées des utilisateurs synthétiques et la garantie que les recommandations alimentaires soient réalistes et utilisables. Pour surmonter ces problèmes, des ajustements ont été faits dans l'algorithme de génération des recommandations pour mieux aligner les suggestions avec les préférences individuelles simulées.

## **Synthèse des Solutions et Perspectives**

Le projet a démontré que les LLM peuvent efficacement simuler des évaluations humaines dans le contexte des recommandations alimentaires, fournissant ainsi une solution innovante aux défis posés par les évaluations traditionnelles. Toutefois, il reste des améliorations à apporter, notamment :

**Réorganisation et Enrichissement des Données** : L'ajout de nouvelles données et la réorganisation des données existantes peuvent améliorer la qualité des recommandations.

**Intégration de Nouveaux Algorithmes** : L'exploration d'algorithmes d'apprentissage machine plus avancés peut également contribuer à améliorer les performances du système.

Malgré les contraintes et les ajustements nécessaires, le projet a réussi à établir une base solide pour un système de recommandations alimentaires personnalisé, montrant un grand potentiel pour des améliorations futures et des applications étendues dans le domaine de la nutrition et de la santé publique.

## 7. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

L'objectif principal de cette étude était de développer un système de recommandation de régimes alimentaires personnalisés en utilisant des algorithmes de machine learning. Le modèle a été conçu pour produire des listes alimentaires adaptées aux préférences et aux besoins nutritionnels des individus en se basant sur un ensemble de données alimentaires spécifique. Cette approche vise à améliorer la santé des utilisateurs en leur fournissant des recommandations alimentaires personnalisées et à promouvoir des pratiques de consommation durable. En outre, l'étude cherche à valider l'efficacité des modèles de machine learning dans la génération de recommandations pertinentes et acceptables.

Les résultats de l'étude ont montré que le modèle de machine learning utilisé pour générer les recommandations alimentaires a réussi à produire des listes alimentaires largement acceptées. En créant des profils d'individus synthétiques à partir d'attributs spécifiques, le modèle a pu tester et évaluer les régimes alimentaires générés. Les tests ont révélé que 74 % des individus synthétiques appréciaient les régimes proposés, indiquant un niveau de satisfaction élevé. Ce taux de succès démontre que le modèle fonctionne bien et qu'il peut fournir des recommandations alimentaires adaptées aux besoins des utilisateurs.

La conception proposée dans ce projet repose sur l'utilisation d'algorithmes de machine learning pour analyser les données alimentaires et générer des recommandations personnalisées. La validité de cette approche a été confirmée par les résultats obtenus, qui montrent une acceptation élevée des recommandations par les individus synthétiques. Cependant, la validité et la robustesse du modèle dépendent fortement de la qualité et de la diversité des données d'entrée. Les résultats ont également souligné la nécessité de continuer à affiner et à optimiser le modèle pour garantir une précision et une pertinence maximales.

Pour surmonter les défis rencontrés et améliorer le système de recommandation alimentaire, plusieurs axes d'amélioration peuvent être explorés :

**Réorganisation et enrichissement des données :** La restructuration des données existantes et l'ajout de nouvelles sources de données amélioreront la précision des recommandations. Des données plus diversifiées et riches permettront au modèle de mieux comprendre et répondre aux besoins des utilisateurs.

**Incorporation de facteurs culturels et régionaux :** En intégrant des facteurs culturels et régionaux, les recommandations pourront être encore plus personnalisées et adaptées aux contextes spécifiques des utilisateurs, augmentant ainsi leur pertinence et acceptabilité.

**Amélioration des algorithmes de machine learning :** L'exploration de techniques plus avancées, telles que l'apprentissage profond et les modèles d'ensemble, pourrait capturer des patterns plus complexes et améliorer les performances globales du système. Utiliser des algorithmes d'optimisation plus sophistiqués pourrait également aider à affiner les recommandations.

En conclusion, ce projet a démontré le potentiel des algorithmes de machine learning dans le domaine des recommandations alimentaires personnalisées. Les résultats obtenus montrent que les recommandations générées sont largement acceptées par les utilisateurs synthétiques, validant ainsi l'approche adoptée. Cependant, pour maximiser l'efficacité et la précision des recommandations, des améliorations futures sont nécessaires. L'entraînement d'un modèle SAR, l'enrichissement et la réorganisation des données, ainsi que l'intégration de facteurs culturels et régionaux, sont des étapes cruciales pour perfectionner le système.

Les perspectives d'amélioration proposées permettront de renforcer la validité et l'efficacité du système, en assurant une satisfaction utilisateur plus élevée et une meilleure adaptation aux besoins nutritionnels spécifiques de chaque individu. Ces initiatives ouvriront la voie à des applications plus larges et plus impactantes dans le domaine de la nutrition et de la santé publique. Les leçons tirées de cette étude serviront de base pour des recherches futures et des développements technologiques dans le domaine des systèmes de recommandation personnalisés, contribuant ainsi à l'avancement de la science de la nutrition et à l'amélioration de la santé publique.

## BIBLIOGRAPHIE

- Diana Nurbakova, Felix Bölz, Audrey Serna, Jean Brignone. Towards Adaptive and Personalised Recommendation for Healthy Food Promotion. 2023. fahal-04261745f
- Trang Tran, T. N., Atas, M., Felfernig, A., & Stettinger, M. (2018). An overview of recommender systems in the healthy food domain. *Journal of Intelligent Information Systems*, 50, 501-526.
- De Croon, R., Van Houdt, L., Htun, N. N., Štiglic, G., Vanden Abeele, V., & Verbert, K. (2021). Health recommender systems: systematic review. *Journal of Medical Internet Research*, 23(6), e18035.
- L. A. Shubhashree, S. Chaudhari and R. Aparna, "A Nutrition-Based Smart Recipe Recommender For Healthy Living," 2022 IEEE 3rd Global Conference for Advancement in Technology (GCAT), Bangalore, India, 2022, pp. 1-6, doi: 10.1109/GCAT55367.2022.9971930.
- R. Yera Toledo, A. A. Alzahrani and L. Martínez, "A Food Recommender System Considering Nutritional Information and User Preferences," in IEEE Access, vol. 7, pp. 96695-96711, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2929413.
- Chiang, C. H., & Lee, H. Y. (2023). Can large language models be an alternative to human evaluations?. arXiv preprint arXiv:2305.01937.
- <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/obesity-and-overweight>
- <https://www.who.int/publications/i/item/9789240074323>
- <https://data.worldobesity.org/publications/WOF-Obesity-Atlas-V5.pdf>
- <https://www2.census.gov/library/publications/2010/compendia/statab/130ed/tables/11s0205.pdf>
- [https://www.census.gov/popclock/data\\_tables.php?component=pyramid](https://www.census.gov/popclock/data_tables.php?component=pyramid)
- <https://www.calculator.net/bmi-calculator.html>
- <https://www.calculator.net/calorie-calculator.html>
- <https://www.ucsfhealth.org/education/cholesterol-content-of-foods#:~:text=If%20you%20do%20not%20have,than%20300%20milligrams%20a%20day.>
- <https://shapescall.com/blog/health/nutrition/calculate-macronutrient-ratio/>



<https://www.nutritionix.com/>

[https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK545442/table/appJ\\_tab1/?report=objectonly](https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK545442/table/appJ_tab1/?report=objectonly)

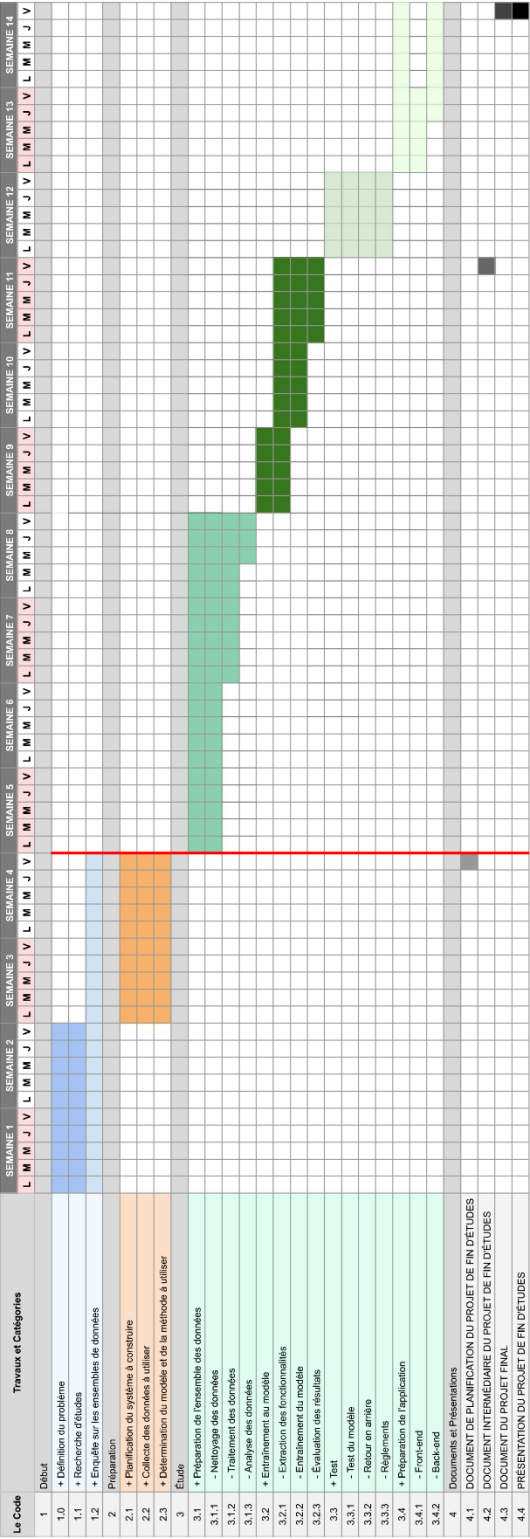
<https://www.omnicalculator.com/health/fiber>

<https://www.cia.gov/the-world-factbook/field/sex-ratio/>

<https://en.wikipedia.org/wiki/Skewness>

APPENDICE A

Vous trouverez ci-dessous le plan de travail attendu de l'étude.



(Figure 11: Calendrier de Travail)

## APPENDICE B

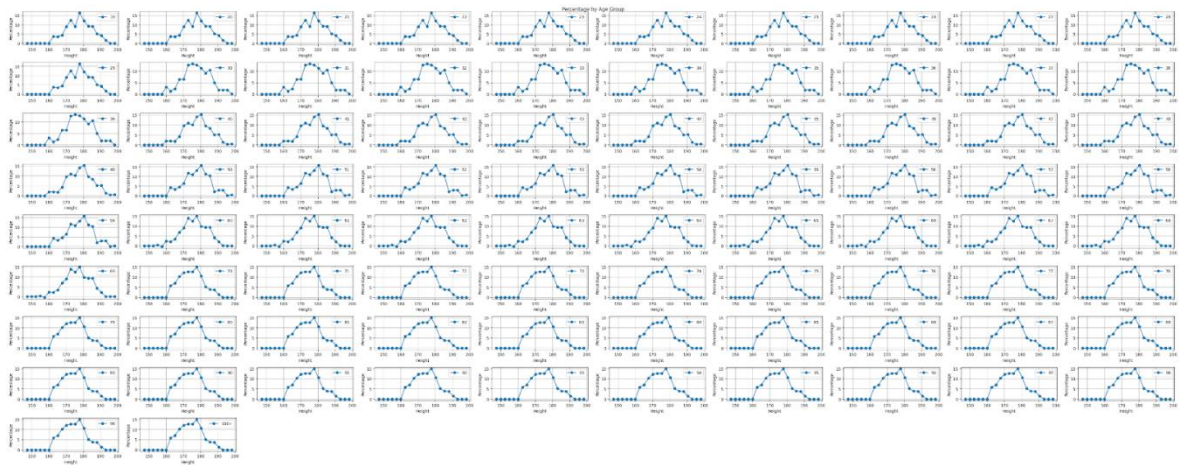


Figure 12 : La figure de répartition moyenne de la taille par tous les groupes d'âge pour les hommes

## APPENDICE C



Figure 13 : La figure de la distribution normale asymétrique de la taille par tous les groupes d'âge pour les hommes

## APPENDICE D

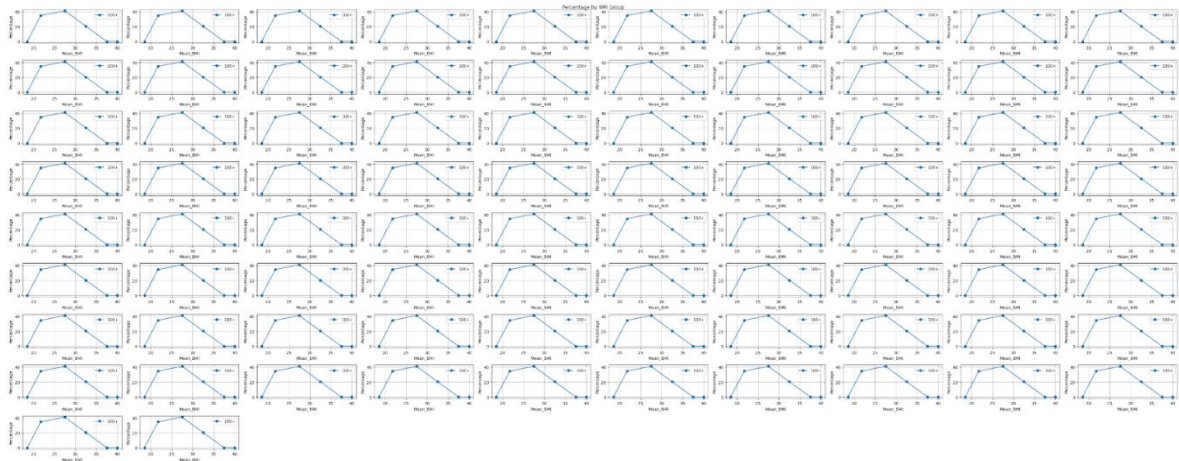


Figure 14 : La figure de la répartition de l'IMC par tous les groupes d'âge pour les hommes