

La Cuisine Intelligente : Un Cadre Multi-Critères pour la Recommandation Culinaire Personnalisée et la Planification de Repas

Introduction : Au-delà du Livre de Recettes

La question quotidienne, « Qu'est-ce qu'on mange ce soir? », représente bien plus qu'une simple interrogation. C'est la verbalisation d'un problème complexe d'optimisation multi-objectifs auquel les foyers sont confrontés chaque jour. Le processus de prise de décision implique d'équilibrer les besoins nutritionnels, de gérer un inventaire périssable d'ingrédients et de restes, de satisfaire un désir psychologique à la fois de nouveauté et de réconfort, et finalement, d'assurer une expérience culinaire agréable.¹ Les outils traditionnels, tels que les livres de cuisine ou les sites de recettes statiques, servent de répertoires passifs d'informations, laissant l'entière charge cognitive de l'intégration et de l'optimisation à l'utilisateur. Ils fournissent le « quoi » mais pas le « comment » ni le « pourquoi » de la sélection quotidienne des repas.

Ce rapport aborde ce défi non pas comme un dilemme culinaire, mais comme un problème de systèmes piloté par les données, qui peut être résolu par la synthèse de domaines distincts : l'art structuré de la gastronomie, la science quantitative de la nutrition, la logistique de la gestion des stocks et les schémas comportementaux de la psychologie de l'utilisateur. La thèse centrale est qu'en construisant un écosystème numérique robuste, nous pouvons créer un système qui va au-delà de la simple recherche de recettes. Un tel système ne se contenterait pas de suggérer des repas, mais gérerait activement l'ensemble du cycle de vie culinaire d'un foyer, de la planification des courses à la réutilisation créative des restes.

Le cadre suivant détaille l'architecture et la logique d'un tel système intelligent. Il est présenté en trois parties. La Partie I, « Les Fondations Architecturales d'un Écosystème Culinaire Numérique », établit les structures de données fondamentales nécessaires pour modéliser les recettes, les ingrédients, les informations nutritionnelles et les profils utilisateurs. La Partie II, « Le Cœur Algorithmique : Des Données à la Délice », décrit le moteur qui traite ces données,

en utilisant un hybride d'algorithmes d'apprentissage automatique et de principes scientifiques pour générer des recommandations intelligentes et contextuelles. Enfin, la Partie III, « Les Couches Applicatives : Un Système Adapté à la Vie », démontre comment ces concepts abstraits sont appliqués pour résoudre les problèmes concrets du monde réel que sont le respect des objectifs nutritionnels, la réduction du gaspillage et la curation d'un parcours culinaire satisfaisant et varié.

Partie I : Les Fondations Architecturales d'un Écosystème Culinaire Numérique

Le prérequis pour tout système culinaire intelligent est une architecture de données robuste et granulaire. La capacité à filtrer, analyser et générer des recommandations est directement proportionnelle à la qualité et à la structure des modèles de données sous-jacents. Cette section décrit les trois piliers de cette fondation : un modèle universel pour les recettes, une base de données complète pour les ingrédients et leurs propriétés nutritionnelles, et un profil dynamique pour capturer l'identité culinaire unique de l'utilisateur.

Chapitre 1 : Déconstruction de la Recette : Un Modèle de Données Universel

La recette traditionnelle, souvent présentée comme un bloc de texte monolithique, est algorithmiquement opaque. Pour libérer son potentiel pour un système intelligent, elle doit être déconstruite en un modèle de données standardisé et relationnel. Ce processus transforme un ensemble statique d'instructions en un objet dynamique et interrogeable, formant le socle de l'ensemble du cadre de recommandation.

1.1 La Nécessité d'un Schéma Standardisé

Un stockage ad-hoc ou non structuré des recettes limite sévèrement les capacités de tout système de recommandation. La capacité d'un système à filtrer par temps de préparation, type de cuisine, ingrédients disponibles ou adéquation diététique dépend entièrement du fait que ces attributs soient des champs discrets et bien définis dans une base de données.

S'appuyer sur l'analyse de texte pour extraire ces informations est inefficace et sujet aux erreurs. Par conséquent, l'adoption d'un schéma structuré, inspiré de standards tels que schema.org/Recipe, n'est pas une amélioration mais une exigence fondamentale. Cette approche structurée est la différence fondamentale entre un livre de cuisine numérique et un système culinaire intelligent.

1.2 L'Entité Recette de Base et la Puissance de la Taxonomie

L'entité centrale de la base de données est la table Recette. Cette table contient les métadonnées primaires de chaque plat. Les champs sont dérivés de schémas établis et sont essentiels pour le filtrage de base, l'affichage et l'interaction avec l'utilisateur.

- **Champs principaux :** id_recette (Clé primaire), nom, description, auteur, temps_preparation, temps_cuisson, temps_total (au format de durée ISO 8601), rendement_recette (ex: "4 personnes"), methode_cuisson (ex: "Rôtissage", "Friture"), et url_image.

Pour permettre le filtrage sophistiqué requis pour équilibrer "variabilité", "nouveau" et "habitude", cette entité de base doit être connectée à une taxonomie multi-facettes. Une taxonomie permet de classer une seule recette selon plusieurs dimensions simultanément, offrant un contexte riche et descriptif. Ceci est mis en œuvre par une série de tables dédiées liées à la table Recette via des relations plusieurs-à-plusieurs :

- **Table Cuisine :** Catégorise les recettes par origine (ex: "Française", "Italienne", "Thaïlandaise").
- **Table TypePlat :** Définit le type de repas (ex: "Entrée", "Plat Principal", "Dessert", "Boisson").
- **Table RegimeAlimentaire :** Marque la compatibilité avec des régimes spécifiques (ex: "Végétarien", "Sans Gluten", "Halal").
- **Table MotsCles :** Permet un étiquetage subjectif ou fonctionnel (ex: "Rapide", "Festif", "Réconfortant", "Économique").

Cette structure permet à une recette comme les "Lasagnes aux lentilles corail" ² d'être simultanément classée comme italienne, plat principal, végétarienne et réconfortante, la rendant ainsi découvrable à travers une grande variété de requêtes utilisateur.

1.3 La Liaison entre Ingrédients et Instructions

Le composant le plus critique du modèle de données de recette est la gestion des ingrédients et des instructions. Un simple champ de texte est insuffisant. Une structure relationnelle est nécessaire pour permettre des recommandations basées sur l'inventaire et des calculs nutritionnels précis. Ceci est réalisé grâce à une structure normalisée à trois tables qui résout élégamment la relation plusieurs-à-plusieurs entre les recettes et les ingrédients.

1. **Table Recette** : Comme décrit ci-dessus.
2. **Table Ingredient** : Une liste maîtresse et canonique de tous les ingrédients possibles, chaque ingrédient ayant un id_ingredient unique.
3. **Table de jonction Recette_Ingredient** : Cette table de liaison connecte les recettes à leurs ingrédients. Chaque ligne contient un id_recette, un id_ingredient, et des attributs spécifiques à cette relation, tels que quantité (ex: 200), unite (ex: "g"), et notes (ex: "haché finement").

Ce modèle transforme une simple liste d'ingrédients en une structure de données puissante. Il permet au système de répondre à des requêtes complexes telles que "Trouver tous les plats principaux qui utilisent du poulet et des tomates mais pas d'oignons", en effectuant de simples jointures de base de données.

De même, les instructions_recette ne sont pas stockées comme un seul bloc de texte. Elles sont modélisées comme une liste ordonnée d'éléments EtapePreparation, où chaque étape est une entrée discrète. Cette approche granulaire permet une présentation étape par étape à l'utilisateur et ouvre des possibilités pour de futures intégrations avec des appareils de cuisine intelligents ou des assistants de cuisine à commande vocale.

Le tableau suivant fournit un plan visuel de ce schéma de base de données relationnelle, illustrant les connexions entre les entités principales.

Table : Recette	Table : Recette_Ingredient (Jonction)	Table : Ingredient
id_recette (CP)	id_recette (CE)	id_ingredient (CP)
nom (TEXTE)	id_ingredient (CE)	nom (TEXTE, UNIQUE)
description (TEXTE)	quantite (FLOAT)	categorie (TEXTE)
temps_preparation (DURÉE)	unite (TEXTE)	id_nutrition (CE)
temps_cuisson (DURÉE)	notes (TEXTE)	

rendement_recette (TEXTE)		
methode_cuisson (TEXTE)	Table : Recette_Cuisine (Jonction)	Table : Cuisine
url_image (TEXTE)	id_recette (CE)	id_cuisine (CP)
	id_cuisine (CE)	nom (TEXTE, UNIQUE)
Table : Recette_Instruction		
id_instruction (CP)	Table : Recette_TypePlat (Jonction)	Table : TypePlat
id_recette (CE)	id_recette (CE)	id_typeplat (CP)
numero_etape (ENTIER)	id_typeplat (CE)	nom (TEXTE, UNIQUE)
texte (TEXTE)		

Tableau 1.1 : Schéma de base de données relationnelle proposé pour les recettes. (CP : Clé Primaire, CE : Clé Étrangère). Des tables de jonction supplémentaires pour *RegimeAlimentaire* et *MotsCles* suivraient la même structure que *Recette_Cuisine*.

Chapitre 2 : Le Garde-Manger Global et le Registre Nutritionnel

La capacité du système à fournir des recommandations basées sur la nutrition et l'inventaire existant repose sur une base de données maîtresse d'ingrédients complète et précise. Ce "Garde-Manger Global" sert de source unique de vérité pour tous les produits alimentaires, découplant les données nutritionnelles des recettes individuelles, ce qui rend l'ensemble du système plus évolutif, précis et facile à maintenir.

2.1 La Base de Données Maîtresse des Ingrédients

La fondation est une liste canonique de tous les produits alimentaires possibles, stockée dans la table `Ingredient`. Chaque entrée contient un `id_ingredient`, un nom standardisé, et une catégorie (ex: légume, viande, produit laitier, épice). Un élément crucial de cette table est la normalisation des noms d'ingrédients pour éviter la redondance des données ; par exemple, "oignon", "oignons" et "onion" doivent tous se résoudre en une seule entité unique. Chaque ingrédient est ensuite mappé via une clé étrangère (`id_nutrition`) à un profil nutritionnel détaillé.

2.2 Intégration de Données Nutritionnelles de Référence

Pour garantir la validité scientifique, le système doit s'approvisionner en informations nutritionnelles auprès de bases de données établies et faisant autorité, plutôt que de se fier à des données générées par les utilisateurs ou non vérifiées. Les principales sources pour cela sont les organismes gouvernementaux qui maintiennent des tables de composition des aliments complètes.

- **ANSES-CIQUAL (France)** : L'Agence nationale de sécurité sanitaire de l'alimentation, de l'environnement et du travail fournit la base de données Ciqua, qui est la référence pour les aliments consommés en France. Elle contient des données pour plus de 3 000 aliments et 67 constituants, et est disponible au téléchargement dans des formats structurés comme XML et Excel. Les données sont structurées en fichiers liés pour les aliments (`alim`), les groupes d'aliments (`alim_grp`), les constituants (`const`), et leurs compositions (`compo`), fournissant un ensemble de données granulaire et relationnel parfait pour l'intégration.
- **USDA FoodData Central (USA)** : Pour une portée plus internationale, le FoodData Central du Département de l'Agriculture des États-Unis offre une API étendue donnant accès à un vaste référentiel de données sur les aliments et les nutriments.

Le processus d'intégration consiste à créer une table `Nutrition` dans la base de données du système, avec des colonnes pour chaque nutriment clé (ex: `calories_kcal`, `proteines_g`, `glucides_g`, `lipides_g`, `sodium_mg`, etc.) pour 100g de portion comestible. Chaque entrée de la table maîtresse `Ingredient` est ensuite méticuleusement mappée à son entrée correspondante dans la base de données Ciqua ou USDA.

2.3 L'Algorithme de Calcul Nutritionnel des Recettes

Avec les données nutritionnelles stockées au niveau de l'ingrédient atomique, le système peut calculer dynamiquement le profil de n'importe quelle recette. C'est un avantage significatif par rapport aux systèmes qui stockent des informations nutritionnelles statiques au niveau de la recette, qui seraient invalidées par tout changement de quantité d'ingrédient.

La méthodologie de calcul est la suivante :

1. **Itération des Ingrédients** : Pour une recette donnée, l'algorithme interroge la table de jonction Recette_Ingrédient pour récupérer tous les ingrédients constitutifs et leurs quantités spécifiées.³
2. **Agrégation des Nutriment** : Pour chaque ingrédient, il récupère les données nutritionnelles correspondantes (pour 100g) de la table Nutrition. Il met ensuite ces valeurs à l'échelle en fonction de la quantité et de l'unité spécifiées dans la recette (par exemple, convertir "1 tasse de farine" en grammes et calculer sa contribution). Ces valeurs sont additionnées pour tous les ingrédients afin de produire un profil nutritionnel total pour la recette brute.
3. **Application de Facteurs de Correction Scientifiques** : Une simple somme des ingrédients bruts est souvent inexacte. Les processus de cuisson modifient le poids et la teneur en nutriments des aliments. Pour atteindre un plus haut degré de précision, l'algorithme doit appliquer des facteurs de correction tels que décrits dans les méthodologies des sciences de l'alimentation, comme celles de l'Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture (FAO).
 - **Facteurs de Rendement (FRD)** : Tiennent compte des changements de poids dus à la perte d'eau (ex: lors du rôissage) ou au gain d'eau (ex: cuisson des pâtes). Le poids final du plat cuit est estimé en appliquant ces facteurs à chaque ingrédient.
 - **Facteurs de Rétention (FRT)** : Tiennent compte de la dégradation des nutriments, en particulier des vitamines, due à la chaleur. La quantité totale de chaque nutriment est ajustée en fonction de la méthode de cuisson et de la durée.

En intégrant ces principes scientifiques, le système fournit une estimation nutritionnelle beaucoup plus réaliste qu'une simple somme d'ingrédients bruts, répondant ainsi à l'exigence de l'utilisateur pour une planification précise et basée sur la nutrition.

Chapitre 3 : Modélisation de l'Élément Humain : Le Profil Utilisateur Dynamique

L'efficacité d'un système de recommandation se mesure en fin de compte à sa capacité à comprendre et à prédire les préférences d'un individu. Un système réussi doit construire un profil utilisateur complet qui capture non seulement ce que les utilisateurs déclarent explicitement, mais aussi ce que leurs actions révèlent implicitement. Ce profil dynamique est

un modèle vivant de l'identité culinaire de l'utilisateur, en constante évolution à chaque interaction.

3.1 Le Profil Statique : Capturer les Préférences Explicites

La construction initiale du profil utilisateur commence par un processus d'accueil où l'utilisateur fournit des informations explicites. Ces données forment la base statique de ses préférences et contraintes. Ces informations sont stockées dans une table ProfilUtilisateur et des tables associées.⁴

- **Restrictions Alimentaires et Allergies :** Les utilisateurs peuvent spécifier des allergies (ex: "arachides", "fruits de mer"), qui sont directement liées à la table maîtresse Ingredient, et des régimes alimentaires (ex: "végétarien", "halal", "sans gluten"), liés à la taxonomie RegimeAlimentaire. Celles-ci agissent comme des contraintes strictes, filtrant toutes les recettes incompatibles.
- **Objectifs de Santé et Nutritionnels :** Les utilisateurs peuvent définir des objectifs tels que la perte de poids, le gain musculaire ou la réduction de sodium. Ces objectifs sont traduits en cibles quotidiennes spécifiques pour les calories et les macronutriments (protéines, glucides, lipides), qui sont stockées dans le profil et utilisées par le module de planification nutritionnelle.
- **Préférences de Cuisine et d'Ingrédients :** Les utilisateurs peuvent indiquer les cuisines préférées (ex: "Marocaine", "Japonaise") et les ingrédients explicitement détestés (ex: "coriandre", "endives"). Cela fournit la direction initiale pour le moteur de recommandation.

3.2 Le Profil Dynamique : Apprendre du Comportement Implicite

Les véritables préférences d'un utilisateur sont souvent révélées plus précisément par ses actions que par ses déclarations. Un utilisateur peut professer un amour pour la cuisine italienne mais cuisiner constamment des plats thaïlandais. Le système doit capturer et modéliser ce comportement pour fournir des recommandations véritablement personnalisées.

Ceci est réalisé en enregistrant toutes les interactions de l'utilisateur avec les recettes dans une table Utilisateur_Recette_Interaction. Chaque entrée enregistre l'id_utilisateur, l'id_recette, le type d'interaction (vue, cuisinée, notée, ignorée), et un horodatage. Cela crée un ensemble de données longitudinales riches sur le comportement de l'utilisateur.

À partir de ces données, le système peut inférer un "profil de goût" dynamique. Celui-ci peut

être représenté comme un vecteur où chaque dimension correspond à un ingrédient, une cuisine ou un attribut de saveur (ex: épicé, sucré, acide). Lorsqu'un utilisateur interagit positivement avec une recette (par exemple, la cuisine ou la note bien), les poids des attributs de cette recette sont augmentés dans le vecteur de profil de goût de l'utilisateur. Par exemple, un utilisateur qui cuisine fréquemment du *Poulet Yassa* et de la *Soupe à l'oignon* ⁶ développera un profil avec des poids élevés pour "oignon", "citron" et "poulet", même s'il n'a jamais explicitement déclaré de préférence pour ces ingrédients. Ce profil basé sur les données permet au système de découvrir des préférences latentes et de faire des recommandations qui semblent intuitives et perspicaces.

3.3 Le Curseur "Habitude vs. Nouveauté"

Pour répondre directement au désir de l'utilisateur d'un équilibre entre "un peu d'habitude et de plaisir" et "de la variabilité et de la nouveauté", le profil utilisateur intègre un paramètre pour gérer ce compromis. Cela peut être mis en œuvre comme un réglage ajustable par l'utilisateur, peut-être un curseur allant de "Classiques Réconfortants" à "Découvertes Aventureuses".

Ce réglage influence directement la stratégie d'exploration/exploitation de l'algorithme de recommandation (détaillée au Chapitre 6). Un utilisateur en quête de réconfort recevra des recommandations avec un haut degré de similarité avec ses favoris passés (exploitation), tandis qu'un utilisateur en quête de nouveauté se verra présenter des suggestions plus diverses et inattendues de différentes cuisines ou avec de nouveaux ingrédients (exploration).⁷ Ce paramètre peut également être appris implicitement ; un utilisateur qui essaie fréquemment de nouvelles recettes suggérées par le système démontre une plus grande tolérance à l'exploration, et le système peut ajuster sa stratégie en conséquence. Cela transforme une préférence subjective en une variable contrôlable qui affine l'expérience culinaire au fil du temps.

Partie II : Le Cœur Algorithmique : Des Données à la Délice

Avec les structures de données fondamentales en place, cette section détaille le moteur de calcul qui transforme les données structurées en recommandations intelligentes. Ce « cerveau » du système est responsable du filtrage, du classement et de la composition de suggestions de repas qui sont non seulement personnalisées, mais aussi contextuellement

pertinentes, culinairement cohérentes et alignées sur les objectifs dynamiques de l'utilisateur.

Chapitre 4 : Le Moteur de Recommandation - Une Approche Hybride

Le choix de l'algorithme de recommandation est essentiel au succès du système. Bien que plusieurs approches existent, un modèle unique est souvent insuffisant pour répondre aux demandes complexes de l'utilisateur, qui désire à la fois un réconfort familial et une découverte nouvelle. Par conséquent, un modèle hybride qui combine intelligemment les forces de différentes techniques est la solution optimale.

4.1 Limites des Modèles Uniques

- **Filtrage Basé sur le Contenu** : Cette méthode recommande des articles en fonction de leurs propriétés intrinsèques. Elle fonctionne en créant un profil des préférences d'un utilisateur basé sur les attributs (ex: ingrédients, cuisine, méthode de cuisson) des articles qu'il a précédemment aimés. Elle recommande ensuite de nouveaux articles avec des attributs similaires.⁸ Par exemple, si un utilisateur aime le *Poulet Tandoori*¹⁰, un système basé sur le contenu recommanderait le *Poulet Tikka Masala*¹⁰ car ils partagent de nombreux attributs ("poulet", "indien", "yaourt", "épices").
 - **Avantage** : Il peut recommander de nouveaux articles qui n'ont pas encore été notés par aucun utilisateur, tant que leurs attributs sont décrits. Cela résout efficacement le problème du "nouvel article".
 - **Inconvénient** : Il a tendance à créer une "bulle de filtres", se sur-spécialisant dans les préférences connues d'un utilisateur et suggérant rarement des articles en dehors de cette sphère. Cette approche excelle à fournir de l'"habitude" mais échoue à livrer de la "nouveauité".
- **Filtrage Collaboratif** : Cette méthode fonctionne sur le principe de la preuve sociale : "les utilisateurs qui ont aimé ce que vous avez aimé, ont aussi aimé ceci". Elle analyse la matrice d'interaction utilisateur-article pour trouver des utilisateurs avec des schémas de goût similaires et recommande des articles que ces utilisateurs similaires ont appréciés.¹¹
 - **Avantage** : Il est excellent pour la découverte fortuite. Il peut recommander un article comme le *Tajine d'agneau aux pruneaux*¹³ à un fan de currys indiens s'il découvre un chevauchement statistiquement significatif dans les bases d'utilisateurs pour les deux, même si les articles eux-mêmes ne partagent aucun attribut commun. C'est un mécanisme puissant pour la "nouveauité".
 - **Inconvénient** : Il souffre du problème du "démarrage à froid" ; il ne peut pas faire de recommandations à de nouveaux utilisateurs qui n'ont pas d'historique d'interaction,

ni recommander une nouvelle recette qui n'a pas encore été notée par une masse critique d'utilisateurs.¹²

4.2 La Synergie d'un Modèle de Recommandation Hybride

Compte tenu des forces et faiblesses complémentaires de ces deux modèles, un système hybride est la solution la plus robuste.¹¹ Un tel système combine les résultats des algorithmes de filtrage basé sur le contenu et de filtrage collaboratif pour générer une liste de recommandations finale et unifiée.

L'implémentation fonctionnerait comme suit :

1. **Génération Parallèle** : Pour un utilisateur donné, les modèles de filtrage basé sur le contenu et de filtrage collaboratif génèrent indépendamment une liste classée de recommandations de recettes.
2. **Combinaison Pondérée** : Le système combine ensuite ces listes à l'aide d'une fonction de notation pondérée. Le score final d'une recette pourrait être calculé comme suit : .
3. **Pondération Dynamique ()** : Le facteur de pondération, , n'est pas statique. Il est ajusté en fonction du contexte de l'utilisateur :
 - **Pour les Nouveaux Utilisateurs** : Lorsqu'un utilisateur s'inscrit, il n'a pas d'historique d'interaction, donc le modèle collaboratif est inutile. Dans ce scénario de "démarrage à froid", est fixé à 1, ce qui signifie que les recommandations sont 100% basées sur le contenu, en s'appuyant sur les préférences explicites recueillies lors de l'accueil (Chapitre 3).
 - **Pour les Utilisateurs Établis** : Au fur et à mesure que l'utilisateur interagit avec le système, construisant un historique riche, la valeur de est progressivement diminuée. Cela permet à la composante de filtrage collaboratif de contribuer davantage au score final, introduisant de la sérendipité et de la diversité dans les recommandations.
 - **Pour les Nouvelles Recettes** : Lorsqu'une nouvelle recette est ajoutée à la base de données, elle n'a aucune interaction utilisateur. Le score de filtrage collaboratif sera de zéro. Le modèle basé sur le contenu, cependant, peut immédiatement analyser ses attributs et la recommander aux utilisateurs pertinents, résolvant ainsi le problème du "nouvel article".

Cette approche hybride garantit que le système est toujours fonctionnel, fournissant des suggestions pertinentes aux nouveaux utilisateurs tout en offrant des recommandations de plus en plus sophistiquées et diverses aux utilisateurs à long terme, satisfaisant ainsi les doubles exigences de familiarité réconfortante et de découverte excitante.

Chapitre 5 : La Science de la Synergie : Association Algorithmique des Saveurs et Composition de Menus

Un assistant culinaire véritablement intelligent doit aller au-delà de la suggestion de plats individuels ; il doit être capable de composer un repas complet et harmonieux en recommandant des accompagnements appropriés. Cela nécessite de traduire l'art de l'accord culinaire en un ensemble de règles algorithmiques, combinant des principes scientifiques avec la sagesse gastronomique classique.

5.1 Les Fondements Scientifiques de l'Association des Saveurs

Les avancées récentes en gastronomie moléculaire ont fourni une base scientifique pour comprendre pourquoi certains ingrédients se marient bien ensemble. Ces connaissances peuvent être exploitées pour créer un algorithme qui suggère des associations à la fois classiques et innovantes.

- **L'Hypothèse de l'Appariement Alimentaire (Food-Pairing) :** Cette théorie postule que les ingrédients partageant des composés aromatiques clés sont susceptibles de former une combinaison agréable. La perception humaine de la saveur est dominée par l'arôme (olfaction), qui peut distinguer des milliers de composés volatils différents. Lorsque deux ingrédients, comme la fraise et le basilic, partagent des molécules aromatiques dominantes, le cerveau les perçoit comme harmonieux. Ce principe explique des associations classiques comme la tomate et la mozzarella, qui contiennent toutes deux le composé acide 4-méthylpentanoïque.
- **L'Hypothèse du Pont Alimentaire (Food-Bridging) :** C'est un concept plus avancé suggérant que deux ingrédients sans lien aromatique direct fort peuvent être associés avec succès en introduisant un ingrédient intermédiaire qui partage des composés avec les deux. Cet ingrédient "pont" adoucit le contraste et crée un profil de saveur cohérent.

5.2 Implémentation d'un Algorithme d'Association

Pour opérationnaliser ces théories, le système nécessite une base de données spécialisée qui mappe les ingrédients à leurs composés aromatiques constitutifs. L'algorithme d'association fonctionnerait alors comme suit :

1. **Analyse du Plat Principal** : Lorsqu'un plat principal est sélectionné (ex: *Saumon en papillote au citron*), le système identifie ses ingrédients clés définissant la saveur : saumon, citron, et peut-être aneth.
2. **Recherche de Correspondances Aromatiques** : L'algorithme interroge la base de données des composés de saveur pour trouver les molécules aromatiques dominantes dans ces ingrédients de base.
3. **Génération de Candidats d'Accompagnement** : Il recherche ensuite d'autres ingrédients (généralement des légumes ou des féculents) qui partagent un nombre significatif de ces mêmes composés dominants. Par exemple, il pourrait identifier que le saumon et les asperges partagent certaines notes aromatiques florales et vertes, ce qui l'amènerait à recommander des *Asperges vapeur* comme accompagnement. Cette approche scientifique permet de découvrir des associations non évidentes mais délicieuses, comme le chocolat et l'oignon frit ou le saumon et la réglisse, explorées dans des expériences de gastronomie moléculaire.

5.3 Le Rôle Indispensable des Règles Culinaires Classiques

Une approche purement scientifique est cependant insuffisante. Elle pourrait générer des associations chimiquement saines mais texturalement monotones, culturellement inappropriées ou déséquilibrées. Par conséquent, la liste de candidats générée scientifiquement doit être filtrée et reclassée par un ensemble de règles culinaires classiques codifiées.

Ces règles peuvent être implémentées comme une couche de filtrage basée sur des heuristiques :

- **Règle de l'Équilibre** : Un plat riche et lourd doit être associé à un accompagnement léger, acide ou simple pour nettoyer le palais. Par exemple, un *Bœuf Bourguignon* gras ¹⁵ appelle une base neutre comme des pommes de terre vapeur ou du riz pilaf, et non un lourd gratin dauphinois.
- **Règle du Contraste** : Les associations doivent offrir un contraste de texture (ex: croustillant et crémeux, croquant et fondant) pour améliorer l'expérience culinaire. Un steak tendre bénéficie de *Pommes de terre rôties* croustillantes.
- **Règle du Terroir** : Dans la mesure du possible, privilégier les associations régionales. Un plat d'une région spécifique se marie souvent mieux avec un accompagnement ou un vin de cette même région, car ils ont évolué ensemble. Par exemple, un *Poulet Basquaise* est naturellement complété par les saveurs du Pays Basque.

En générant d'abord des possibilités innovantes par l'analyse scientifique, puis en les affinant à travers le prisme de la sagesse culinaire traditionnelle, le système peut proposer des menus à la fois excitants et harmonieusement équilibrés, satisfaisant le palais de l'utilisateur à

plusieurs niveaux.

Chapitre 6 : Organiser l'Expérience Culinaire : Équilibrer Nouveauté et Nostalgie

L'une des exigences les plus nuancées de la requête de l'utilisateur est le désir d'un système qui offre à la fois "variabilité et de la nouveauté" et "un peu d'habitude et de plaisir". C'est un défi classique dans les systèmes de recommandation connu sous le nom de dilemme "exploration versus exploitation". Le système doit non seulement prédire ce qu'un utilisateur aimera, mais aussi gérer stratégiquement le parcours culinaire de l'utilisateur au fil du temps, en décidant quand fournir un favori réconfortant et quand introduire un nouveau favori potentiel.

6.1 Le Dilemme Exploration vs. Exploitation

Ce dilemme peut être formellement défini dans le contexte de la recommandation de recettes :

- **Exploitation** : Cette stratégie consiste à recommander des recettes que le système est très confiant que l'utilisateur appréciera, en se basant sur son comportement passé. Si un utilisateur a cuisiné et très bien noté la *Quiche Lorraine* ⁶ cinq fois, la recommander à nouveau est un pari sûr pour garantir la satisfaction de l'utilisateur. Cela répond directement au besoin d'"habitude" et de "plaisir".
- **Exploration** : Cette stratégie consiste à recommander des recettes avec un plus grand degré d'incertitude, comme des plats d'une nouvelle cuisine ou contenant des ingrédients peu familiers. Bien que plus risquée (l'utilisateur pourrait ne pas l'aimer), l'exploration est essentielle pour recueillir de nouvelles données sur les préférences de l'utilisateur et éviter que les recommandations ne deviennent fades et répétitives. Cela répond au besoin de "variabilité" et de "nouveauté".⁷

Un système qui n'exploite que créera une bulle de filtres ennuyeuse. Un système qui n'explore que frustrera fréquemment l'utilisateur avec des suggestions non pertinentes. La clé est de trouver un équilibre optimal.

6.2 Solutions Algorithmiques : Le Cadre du Bandit Manchot (Multi-Armed Bandit)

Ce problème peut être modélisé efficacement à l'aide d'un cadre de l'apprentissage par renforcement appelé "bandit manchot". Dans cette analogie, chaque recette de la base de données est une machine à sous ("bandit manchot") avec une probabilité inconnue de fournir une récompense (satisfaction de l'utilisateur). L'objectif est de développer une stratégie pour choisir quels bras tirer afin de maximiser la récompense totale au fil du temps.

Un algorithme simple mais puissant pour cela est la **méthode Epsilon-Greedy** ⁷ :

1. Le système définit un paramètre, epsilon (ϵ), qui représente la probabilité d'exploration. Une valeur typique pourrait être 0,1 (soit 10%).
2. Lorsqu'une recommandation est nécessaire, le système génère un nombre aléatoire entre 0 et 1.
3. Si le nombre est supérieur à ϵ (une chance de 90%, dans ce cas), le système **exploite**. Il calcule le score de satisfaction prédit pour toutes les recettes connues et recommande celle avec le score le plus élevé (le choix "gourmand").
4. Si le nombre est inférieur ou égal à ϵ (une chance de 10%), le système **explore**. Il ignore les scores prédits et sélectionne une recette au hasard dans la base de données pour la présenter à l'utilisateur.

La valeur de ϵ peut être directement liée au curseur "Habitue vs. Nouveauté" dans le profil de l'utilisateur (Chapitre 3). Un utilisateur le réglant sur "Aventureux" augmenterait ϵ , conduisant à une exploration plus fréquente, tandis qu'un réglage "Réconfortant" le diminuerait.

6.3 Améliorer la Stratégie avec les Bandits Contextuels

La méthode Epsilon-Greedy peut être rendue plus intelligente en intégrant le contexte. Au lieu d'explorer de manière purement aléatoire, un algorithme de **bandit contextuel** explore au sein d'un sous-ensemble d'options pertinentes. Cela augmente la probabilité qu'une recommandation exploratoire soit réussie.⁷

Par exemple, le contexte peut inclure des facteurs comme :

- **Heure de la journée** : Le système n'explorera pas les recettes de petit-déjeuner à l'heure du dîner.
- **Météo** : Par une soirée froide et pluvieuse, le système comprend que le contexte est "nourriture chaude et réconfortante". S'il décide d'explorer, il ne suggérera pas un *Gaspacho* froid.¹⁶ Au lieu de cela, il pourrait suggérer une soupe nouvelle mais contextuellement appropriée, comme une *Soupe de châtaignes*¹⁷, comme alternative à la *Soupe à l'oignon*⁶ fréquemment cuisinée par l'utilisateur.

- **Ingrédients disponibles** : L'exploration peut être limitée à de nouvelles recettes qui peuvent être réalisées avec les ingrédients que l'utilisateur possède déjà, réduisant ainsi la barrière pour essayer quelque chose de nouveau.

En mettant en œuvre ces stratégies d'apprentissage par renforcement, le système transforme le vague désir de "variété" en un paramètre quantifiable et gérable. Il devient un curateur, rythmant intelligemment l'introduction de nouvelles expériences pour élargir les horizons culinaires de l'utilisateur sans le submerger, assurant un engagement à long terme à la fois satisfaisant et enrichissant.

Partie III : Les Couches Applicatives : Un Système Adapté à la Vie

Cette dernière partie fait le pont entre les modèles de données et les algorithmes théoriques et les besoins pratiques et quotidiens de l'utilisateur. Elle démontre comment l'architecture et l'intelligence du système sont appliquées pour résoudre les problèmes spécifiques du monde réel décrits dans la requête initiale : gérer l'inventaire de la cuisine pour réduire le gaspillage, respecter les objectifs nutritionnels et synthétiser ces multiples contraintes en un plan de repas hebdomadaire cohérent et réalisable.

Chapitre 7 : La Cuisine Zéro Déchet : Une Logique de Recommandation Basée sur l'Inventaire

Une exigence principale de l'utilisateur est de créer des repas à partir "des restes de repas déjà fait" et "des produits dans le garde manger". Cela nécessite un système qui n'est pas simplement un chercheur de recettes mais un outil de gestion d'inventaire dynamique conçu pour lutter contre le gaspillage alimentaire. Le principe de base est un passage d'une logique de recommandation basée sur les préférences à une logique basée sur l'inventaire.

7.1 Le Garde-Manger Numérique : Modèle de Données et Alimentation

Pour fonctionner, le système nécessite une représentation numérique du garde-manger, du réfrigérateur et du congélateur physiques de l'utilisateur. Ceci est accompli grâce à une table

Article_GardeManger.

- **Structure des Données** : Chaque entrée de cette table représente un article alimentaire spécifique en possession de l'utilisateur. Les champs clés incluent id_article (un identifiant unique pour l'instance de l'article), une clé étrangère vers la table maîtresse Ingredient (id_ingredient), quantite, unite, date_achat, et, plus important encore, une date_peremption calculée ou fournie par l'utilisateur.¹⁸ Les restes sont traités comme des articles de garde-manger spéciaux avec une date de péremption très courte.
- **Méthodes d'Alimentation** : L'adoption par l'utilisateur dépend de la facilité du suivi de l'inventaire. Le système peut être alimenté par plusieurs méthodes :
 1. **Saisie Manuelle** : L'utilisateur ajoute les articles au fur et à mesure de ses achats.
 2. **Scan de Code-barres** : À l'aide de l'appareil photo d'un smartphone, les utilisateurs peuvent scanner les codes-barres des produits. Le système peut alors utiliser une API comme Open Food Facts pour identifier automatiquement le produit et sa durée de conservation typique.
 3. **Intégration de Liste de Courses** : Le système peut s'intégrer avec des services de courses en ligne ou des applications de listes de courses pour importer automatiquement les articles achetés dans le garde-manger après la finalisation d'une commande.¹⁹

7.2 L'Algorithme de Classement Anti-Gaspillage

Les moteurs de recommandation standards demandent "Que voulez-vous cuisiner?" puis génèrent une liste de courses. Un système anti-gaspillage inverse fondamentalement cette logique, en demandant "Que *pouvez-vous* cuisiner avec ce que vous avez, et que *devriez-vous* cuisiner pour éviter le gaspillage?".

Ceci est réalisé grâce à un algorithme de filtrage et de classement en plusieurs étapes :

1. **Filtrage par Disponibilité** : La première opération du système est de filtrer l'ensemble de la base de données mondiale de recettes, en ne conservant que celles pour lesquelles l'utilisateur possède un pourcentage significatif (par exemple, > 60%) des ingrédients requis. Cela réduit immédiatement l'espace de recherche de milliers de possibilités à une liste gérable d'options réalisables.
2. **Notation et Classement** : Les recettes filtrées sont ensuite notées selon une formule pondérée conçue pour prioriser la réduction du gaspillage :
 - **Score d'Urgence** : C'est le facteur le plus fortement pondéré. Les recettes sont notées en fonction de la proximité des dates de péremption de leurs ingrédients. Une recette qui utilise le poulet expirant demain recevra un score d'urgence beaucoup plus élevé qu'une recette qui utilise des haricots en conserve expirant dans six mois.²⁰

- **Score de Complétude** : Les recettes qui nécessitent le moins d'ingrédients supplémentaires à acheter reçoivent un score plus élevé. Cela encourage l'utilisation de ce qui est déjà disponible.
- **Score d'Utilisation des Restes** : Le système accorde un bonus significatif aux recettes qui incorporent explicitement des articles étiquetés comme "restes". Par exemple, si "poulet rôti" est dans le garde-manger, des recettes comme la *Salade du Périgord* ⁶ ou des *Wraps de poulet* seront très bien classées.

Les recommandations finales sont ensuite présentées à l'utilisateur dans des catégories clairement étiquetées telles que "À consommer rapidement" ou "Recettes 100% garde-manger", faisant du choix anti-gaspillage le chemin le plus simple. Cette approche axée sur l'inventaire transforme le système d'un simple outil de découverte en un utilitaire essentiel de gestion des ressources.

Chapitre 8 : Le Nutritionniste Personnel : Planification de Repas Axée sur les Objectifs

Le désir de l'utilisateur que les choix de repas soient guidés par "la nutrition" exige que le système fonctionne comme un conseiller diététique personnalisé. Cela implique de traduire des objectifs de santé de haut niveau en contraintes concrètes et quantifiables que l'algorithme de recommandation peut appliquer, gérant efficacement un "budget nutritionnel" quotidien pour l'utilisateur.

8.1 Traduire les Objectifs de Santé en Contraintes Algorithmiques

Les objectifs de santé définis dans le profil de l'utilisateur (Chapitre 3) sont le point de départ. Ces objectifs qualitatifs sont convertis en contraintes quantitatives et lisibles par machine.

- Un objectif de "perte de poids" est traduit en une cible calorique quotidienne spécifique (ex: kcal).
- Un objectif de "développement musculaire" peut être défini à la fois par une cible calorique et un apport minimum en protéines (ex: g).
- Une exigence médicale comme la gestion de l'hypertension se traduirait par une limite stricte de sodium (ex: mg).

Ces contraintes ne sont pas statiques ; elles forment la base d'un budget quotidien dynamique.

8.2 La Couche de Filtrage et de Planification Nutritionnelle

L'intelligence du système ne réside pas simplement dans l'affichage des informations nutritionnelles, mais dans leur utilisation proactive pour façonner les recommandations. Ceci est accompli grâce à une couche de filtrage nutritionnel qui fonctionne en temps réel.

- **Processus :** Le système maintient un décompte courant de la consommation nutritionnelle de l'utilisateur tout au long de la journée en fonction des repas qu'il enregistre. Lorsque l'utilisateur demande une recommandation pour son prochain repas (par exemple, le dîner), l'algorithme calcule d'abord le "budget nutritionnel restant" pour la journée. Il filtre ensuite la base de données de recettes, excluant temporairement toutes les recettes dont le profil nutritionnel (calculé selon le Chapitre 2) ferait dépasser à l'utilisateur ses objectifs quotidiens.
- **Exemple :** Un utilisateur a un objectif quotidien de 2000 kcal. Il a enregistré un petit-déjeuner de 400 kcal et un déjeuner de 600 kcal. Son budget restant pour le dîner et les collations est de 1000 kcal. Lorsqu'il demande des idées de dîner, le système filtrera automatiquement les recettes comme le *Cassoulet*¹⁵ ou la *Tartiflette*¹⁵, qui sont susceptibles de dépasser ce budget, et privilégiera plutôt des options plus légères.

8.3 Assembler un Plan Hebdomadaire Équilibré

Au-delà des recommandations pour un seul repas, le système peut utiliser des algorithmes de satisfaction de contraintes ou d'optimisation pour générer des plans de repas hebdomadaires complets. Ce processus traite le menu hebdomadaire comme un puzzle complexe avec de multiples objectifs :

1. **Satisfaire les Contraintes Strictes :** Le plan doit respecter le budget nutritionnel hebdomadaire total et toutes les restrictions alimentaires (allergies, etc.).
2. **Optimiser les Contraintes Souples :** Dans les limites des contraintes strictes, l'algorithme vise à :
 - Maximiser l'utilisation des ingrédients disponibles et proches de leur date de péremption (du module anti-gaspillage).
 - Maximiser le score de satisfaction prédit de l'utilisateur pour les recettes sélectionnées (du moteur de recommandation hybride).
 - Assurer la variété des cuisines et des ingrédients principaux pour éviter la monotonie.

Ce processus de planification automatisé transforme le système d'un simple suggéreur de recettes réactif en un coach diététique proactif, capable de construire un plan de repas

équilibré, personnalisé et efficace qui s'aligne sur les objectifs de santé à long terme de l'utilisateur.

Chapitre 9 : La Synthèse - Génération du Menu Hebdomadaire Parfait (Étude de Cas)

Pour illustrer comment ces modules distincts s'intègrent dans une expérience utilisateur cohérente, ce chapitre présente une étude de cas pour un persona d'utilisateur type.

9.1 Le Persona : "Sophie"

- **Foyer** : Famille de quatre personnes (deux adultes, deux jeunes enfants).
- **Objectifs & Préférences** :
 - **Nutrition** : Vise une moyenne quotidienne d'environ 2 200 kcal pour les adultes. Souhaite réduire la consommation de viande à trois fois par semaine.
 - **Cuisine** : Apprécie la cuisine italienne et thaïlandaise mais a l'impression de toujours faire les mêmes plats.
 - **Habitude/Nouveauté** : Le profil est réglé sur "Équilibré", indiquant un désir à la fois de repas familiers et de nouvelles découvertes.
- **État du Garde-Manger Numérique (Dimanche Soir)** :
 - **Restes** : Une part importante d'un rôti de poulet du déjeuner du dimanche.
 - **À consommer rapidement (dans les 3 jours)** : Une demi-tête de brocoli, une barquette de tomates, de la crème fraîche.
 - **Produits de base** : Oignons, ail, pâtes, riz, huile d'olive, diverses épices.

9.2 Le Plan Hebdomadaire Généré

Le système traite le profil et l'inventaire de Sophie pour générer le plan suivant :

Lundi : Priorité Anti-Gaspillage

- **Logique du Système** : L'algorithme identifie le reste de poulet rôti comme l'élément le plus urgent. Il recherche des recettes étiquetées "poulet" qui conviennent à l'utilisation de viande déjà cuite.
- **Plat Suggéré : Salade Landaise.**⁶ Cette salade française classique est un excellent

moyen d'utiliser les restes de volaille. Le système note que Sophie a la plupart des ingrédients mais ajoute des gésiers confits et des noix à la liste de courses. Ce choix est rapide, nécessite peu de cuisson et utilise efficacement le principal reste.

Mardi : Objectif Nutritionnel et Utilisation des Stocks

- **Logique du Système** : Le brocoli et les tomates sont maintenant la priorité. Le système filtre les plats principaux végétariens qui utilisent ces ingrédients et correspondent aux objectifs caloriques de la famille.
- **Plat Suggéré : Gratin de brocoli aux cacahuètes sur lit de quinoa.**² Cette recette utilise le brocoli et s'aligne sur l'objectif de réduction de la consommation de viande. Elle est nutritionnellement équilibrée et introduit le quinoa, ajoutant de la variété aux céréales de la famille. Les tomates sont utilisées dans une simple *Salade de tomates à la provençale*²² en entrée.

Mercredi : Nouveauté et Préférences Culinaires

- **Logique du Système** : Les articles les plus périssables ayant été utilisés, l'algorithme d'exploration (Chapitre 6) s'active. Il reconnaît l'affinité de Sophie pour la cuisine thaïlandaise mais note qu'elle n'a pas cuisiné de curry récemment.
- **Plat Suggéré : Curry Thaï aux pois chiches & riz.**² Ce plat végétarien introduit une nouvelle recette au sein d'une cuisine préférée. Il est savoureux, respecte les objectifs nutritionnels et satisfait le désir de "nouveauté".

Jeudi : Le Choix Confort

- **Logique du Système** : Après une nouvelle recette, l'algorithme d'exploitation suggère un favori familial très bien noté et rapide à préparer. La crème fraîche dans le garde-manger est également signalée.
- **Plat Suggéré : Quiche Lorraine.**⁶ C'est un plat réconfortant et familier ("habitude"). Il utilise la crème fraîche et d'autres produits de base comme les œufs et les lardons (ajoutés à la liste de courses). Servie avec une simple salade verte, elle constitue un repas de milieu de semaine satisfaisant et peu contraignant.

Vendredi : Influence Collaborative

- **Logique du Système** : Le module de filtrage collaboratif identifie que d'autres utilisateurs ayant un profil similaire à celui de Sophie (aime la cuisine italienne, cuisine des plats végétariens, a de jeunes enfants) ont récemment très bien noté une recette spécifique.
- **Plat Suggéré : Risotto à la courge.**²³ Ce plat est italien, végétarien et généralement populaire auprès des familles. Il introduit un ingrédient de saison (la courge butternut) et offre une texture et un profil de saveur différents des repas précédents de la semaine.

Samedi et Dimanche : Flexibilité et Plaisir

- **Logique du Système** : Pour le week-end, le système pourrait suggérer des plats plus élaborés ou festifs, comme une **Pizza** maison ¹¹ ou un plat français classique comme le **Bœuf Bourguignon** ¹⁸, laissant plus de temps pour la préparation et s'alignant sur l'aspect "plaisir" de la requête de l'utilisateur.

9.3 Le Résultat Final

À la fin du processus, le système présente à Sophie un plan de repas complet pour 7 jours. En plus des suggestions quotidiennes, il fournit une liste de courses consolidée pour toute la semaine, excluant automatiquement tous les articles déjà présents dans son garde-manger numérique (oignons, ail, riz, etc.). Ce résultat final est l'aboutissement de l'ensemble du cadre, une synthèse transparente de la science de la nutrition, de la gestion des stocks, des préférences de l'utilisateur et de la variété culinaire, transformant la corvée quotidienne de la planification des repas en une expérience efficace, personnalisée et agréable.

Sources des citations

1. FOD1040 : Planification de repas 1 – Document d'appui, consulté le octobre 10, 2025, <https://education.alberta.ca/media/1477234/fod1040.pdf>
2. 28 recettes de plats végétaliens pour se régaler tout l'automne - Echos verts, consulté le octobre 9, 2025, <https://echosverts.com/2017/10/05/28-recettes-de-plats-vegetaliens-pour-se-regaler-tout-lautomne/>
3. Comment comptez-vous les calories des repas que vous préparez ? : r/EatCheapAndHealthy - Reddit, consulté le octobre 10, 2025, https://www.reddit.com/r/EatCheapAndHealthy/comments/16zs0a5/how_do_you_count_calories_of_the_meals_you_make/?tl=fr
4. 10 recettes naturelles pour vos smoothies détox - d-lab nutricosmetics, consulté le octobre 9, 2025, <https://dailylab.com/blogs/dailyblog/smoothies-detox-10-recettes-naturelles>
5. Découvrez les secrets de la pâtisserie française - MentorShow, consulté le octobre 9, 2025, <https://mentorshow.com/blog/patisserie-francaise>
6. 20 entrées traditionnelles et classiques françaises, consulté le octobre 9, 2025, <https://www.france-hotel-guide.com/fr/blog/entrees-traditionnelles-francaises/>
7. 10 Mouthwatering Thai Street foods for beginners – deSIAMCuisine ..., consulté le octobre 9, 2025, <https://fr.siam.recipes/blogs/news/10-mouthwatering-thai-street-foods-for-beginners>
8. 10 plats délicieux illustrant la meilleure nourriture de Chine, consulté le octobre 9, 2025, <https://www.getyourguide.com/fr-fr/explorer/china-ttd169032/food-in-china/>

9. 37 recette(s): Amérique du Sud, Végétarien - Migusto, consulté le octobre 9, 2025, <https://migusto.migros.ch/fr/aperçu-des-recettes/ameriquedusud-vegetarien>
10. Spécialités indiennes: Naan, Samoussas, poulet Tikka Masala, Jalebi..., consulté le octobre 9, 2025, https://www.bienmanger.com/1C1855_Specialites_Indiennes.html
11. Idées recettes : Voyage au cœur de la cuisine italienne - Colruyt, consulté le octobre 9, 2025, <https://www.colruyt.fr/fr/inspiration-diy/ateliers-gourmands/cuisine-autour-du-monde/italie>
12. 35 idées de collations santé - Pratico-Pratiques, consulté le octobre 9, 2025, <https://www.pratico-pratiques.com/galeries-thematiques/35-idees-de-collations-sante/>
13. Recettes algériennes - 165 recettes sur Ptitchef, consulté le octobre 9, 2025, <https://www.ptitchef.com/recettes/recettes-algeriennes>
14. CIQUAL food composition table 2020, French version - Zenodo, consulté le octobre 10, 2025, <https://zenodo.org/records/4770600>
15. Plat Français : Top 20 des meilleures spécialités culinaires ... - LILIGO, consulté le octobre 9, 2025, <https://www.liligo.fr/magazine-voyage/20-meilleures-specialites-culinaires-francaises-164709.html>
16. Plats typiques espagnols : 5 meilleurs plats et boissons populaires, consulté le octobre 9, 2025, <https://clic-campus.fr/culture-espagnole/plats-typiques-espagnols-meilleurs-plats-boissons-populaires/>
17. 22 recettes de soupes aux légumes | Comment préparer une soupe ..., consulté le octobre 9, 2025, <https://www.kitchenaid.fr/blog/recettes-de-soupes-faciles>
18. 37 plats français typiques et très appréciés (avec photos), consulté le octobre 9, 2025, <https://www.france-hotel-guide.com/fr/blog/plats-francais-typiques/>
19. 12 recettes saines de smoothies | Comment préparer un smoothie avec un blender | KitchenAid FR, consulté le octobre 9, 2025, <https://www.kitchenaid.fr/blog/recettes-de-smoothies>
20. 15 des desserts les plus populaires sur Instagram | TUI Musement ..., consulté le octobre 9, 2025, <https://blog.tuimusement.com/fr/15-des-desserts-les-plus-populaires-sur-instagram/>
21. MyFitnessPal: compte-calories dans l'App Store - Apple, consulté le octobre 10, 2025, <https://apps.apple.com/fr/app/myfitnesspal-compte-calories/id341232718>
22. Accompagnement de Légumes & Féculents Archives ~
www.dietetique-en-ligne.com, consulté le octobre 9, 2025, <https://dietetique-en-ligne.com/category/recettes/accompagnements/accompagnement-de-legumes-feculents/>
23. 331 recette(s): Italie, Végétarien | Migusto, consulté le octobre 9, 2025, <https://migusto.migros.ch/fr/aperçu-des-recettes/italie-vegetarien>