

Sur notre alimentation, nos biais et nos saisons: Vers des recettes durables et responsables.

Michel Deudon

michel@local-seasonal.org

Abstract

Notre alimentation est un fil conducteur, reliant les dix-sept objectifs de développement durable fixés par les Nations Unies pour 2030. Dans cet article, nous considérons une alimentation locale et de saison comme un indicateur positif d'impact social et environnemental. Nous présentons un modèle statique et dynamique pour rééchantillonner les ingrédients de recettes véganes, dans différents contextes (région, saison). Nous comparons les comportements statiques et dynamiques en termes d'émissions de gaz à effet de serre et nos résultats suggèrent que manger local et de saison pourrait économiser de 0.25 à 1.5 kg CO₂ / kg produit par rapport à des recettes choisies au hasard, à Paris. Nous introduisons un label, local-seasonal, pour informer les décisions alimentaires prises par les Humains et Machines et pour défendre/célébrer la (bio)diversité. Nous proposons une application pour partager nos connaissances sur les aliments locaux, de saison, dans le monde entier, avec des cuisiniers, des agriculteurs et des marchands, professionnels ou amateurs, disponible sur local-seasonal.org. Nous encourageons les initiatives pour accompagner et soutenir les communautés locales, vers des démarches durables et responsables.

1 Introduction

Notre alimentation a un langage, une histoire (Jurafsky, 2014), un vocabulaire et une syntaxe (Daguin, 2015). À l'instar d'autres langages, notre alimentation a évolué, depuis la première révolution agricole au Néolithique, il y a 12 000 ans, jusqu'à notre ère numérique, moderne et hyper connectée. En particulier, son vocabulaire (Kicherer et al., 2017) a été profondément transformé avec l'apparition de nouvelles formes de vie, mais aussi la disparition et extinction de

beaucoup d'autres. Dans les 40 à 50 dernières années, nous avons perdu 60 % de la biodiversité mondiale (WWF, 2018).

Notre alimentation est devenue standardisée. On trouve les mêmes tomates d'Almeria (Espagne) ou asperges du Pérou, *toute l'année*, dans les supermarchés à travers l'Europe. Les humains et les machines ont oublié, sinon perdu, les origines et saisons des aliments. Et en conséquence, en achetant, mangeant ou cuisinant des fruits et légumes importés, *hors saison*, nous accélérons le changement climatique et accroissons les inégalités sociales dans le monde. Nous sacrifions la (bio)diversité pour la disponibilité, malgré des considérations sociales et environnementales.

Dans cet article, nous tentons de quantifier un biais de notre alimentation et l'impact carbone relatif de différents comportements alimentaires, dans différents contextes (région, saison), en utilisant un modèle génératif simple pour expliquer des comportements, statique et dynamique. Nous proposons une approche pour rééchantillonner automatiquement des paniers d'ingrédients pour les rendre locaux et de saison. Plus important, nous tentons de comprendre et aider les individus à manger, cuisiner plus sainement, avec une empreinte carbone plus faible. Nous proposons un label, local-seasonal, pour renouer avec le langage dynamique des aliments, surmonter nos biais et atténuer l'impact négatif des aliments importés/*hors saison*.

Dans la section 2, nous motivons l'utilisation d'une métrique locale, de saison pour quantifier l'impact social et environnemental de notre alimentation. Nous discutons des travaux connexes dans la section 3, puis dans la section 4, nous présentons Vegan10K, un catalogue de recettes véganes assemblé pour cette étude. Dans la section 5, nous présentons Recipe2BetterRecipe, un modèle génératif (Smolensky, 1986; Hinton,

1999) pour rééchantillonner les ingrédients de recettes et nous introduisons des biais contextuels pour générer des recettes locales, de saison à la volée. Nous présentons nos résultats dans la section 6. Nous discutons les biais humains et motivons les avantages du label **local-seasonal** dans la section 7 avant de conclure.

2 Contexte

2.1 Notre alimentation, un fil rouge de développement durable

Un tiers de la nourriture dans le monde est gaspillé avec les taux les plus élevés, 40-50 %, pour les fruits, les légumes, les racines et les tubercules (FAO, 2013). Voir la figure 1 pour un exemple. Ces déchets génèrent d’inutiles émissions pour la production, le stockage et le transport des aliments, en particulier lorsqu’ils sont importés de loin et *hors saison*. En effet, ces fruits et légumes émettent 20 fois plus d’émissions que leurs homologues locaux et de saison, en raison de l’utilisation de pesticides, de serres chauffées et des distances accrues (Bon Pour Le Climat, 2014). Et pourtant, nous importons et exportons des *aliments frais*, dans le monde entier, en particulier nos fruits et légumes.





Figure 1: *[Une tomate] n’est pas vraiment une, mais véritablement deux* - Paris, décembre 2018. Adapté de L’Étrange Cas du docteur Jekyll et de M. Hyde (Stephenson, 1886): “L’homme n’est pas vraiment un, mais véritablement deux”. Une tomate peut être locale, de saison ou importée/hors-saison.

Notre système alimentaire intensif et conventionnel menace l’environnement, dégrade

notre santé et accentue les inégalités sociales à travers le monde. Nous référons le lecteur à l’index d’Oxfam “Good Enough to Eat” (Oxfam, 2014b), qui classe 125 pays selon que les gens ont suffisamment à manger, la qualité des aliments, l’abordabilité et la santé alimentaire. “[Cet indice] révèle comment le monde ne parvient pas à manger à sa faim, sainement, bien qu’il y ait suffisamment pour nourrir la Terre. ” - Winnie Byanyima (Oxfam, 2014a), directrice exécutive d’Oxfam International (traduit de l’anglais). Dans les pays en développement, des ingrédients nutritifs manquent. Pendant ce temps, les populations des pays développés souffrent de diabète et d’obésité (Dufumier, 2012). Des migrants et des femmes, contraints de semer ou récolter des fruits et légumes, sont exploités, harcelés et abusés (Sciurba and Palumbo, 2018). Les droits de l’Homme sont violés (Assembly, 1948).

2.2 L’étrange cas des tomates

Asperges	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
						Avril/Juin						

Fraises	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
						Mai/Juin						


Tomates	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
						Mai/Septembre						

Figure 2: Calendrier de saison des asperges (en haut), des fraises (au milieu) et des tomates (en bas) à Paris, France. Tiré de Leers and Fessard (2017).

Importées, industrielles, les tomates ont été sélectionnées pour être productives. Cultivées de manière conventionnelle et intensive, avec des produits chimiques, du plastique et des pesticides, elles sont récoltées sous serre et expédiées à travers les pays et continents pour approvisionner les supermarchés et les hypermarchés tout au long de l’année. Les premiers prix sont bon marché, mais irrespectueux de l’environnement et de la société. Fraises du Maroc, asperges du Pérou, haricots du Kenya sont d’autres exemples. En moyenne, ce type d’aliment parcourt 3000 km, est standardisé, calibré, identique de manière utopique (Ecoles, 2018). Disponibles *toute l’année*, ces produits ne respectent pas les saisons et contredisent nos efforts à long terme.

Locales, de saison, les tomates cuites par les cuisiniers responsables sont faites d’amour et

d'eau fraîche. Elles ne poussent pas toute l'année. La récolte est de mai à septembre dans l'hémisphère nord et elles sont utilisées pour cuisiner de délicieux gaspacho ou salmorejo en été. Savoureuses et nutritives, ces tomates sont cultivées "lentement" via une agriculture raisonnable ou biologique, respectueuse de l'environnement et de la société. L'utilisation de produits chimiques et de pesticides est limitée voire interdite. Fraîchement récoltés, produits dans un rayon de 250 km, les fruits et légumes de saison peuvent être achetés auprès de producteurs, permaculteurs et communautés locales. Producteurs et consommateurs sont connectés. Mode de production et composition des aliments sont connus. Les prix couvrent les dépenses du producteur et soutiennent un développement économique circulaire et durable (Ecoles, 2018).

Nous ne nous habillons pas de la même façon en hiver et en été. Pourquoi mangerions-nous la même nourriture? La vie a des cycles naturelles, de la révolution des planètes, aux saisons et floraison. Nous célébrons la périodicité, les cycles de la vie. Nous nous réunissons pour les anniversaires, les événements religieux, sociaux et culturels. Les vrais fruits et légumes sont disponibles pendant une période de temps limitée, une saison, comme le montre la figure 2 dans le cas de Paris, en France. Les aliments de saison accompagnent des repas sains, nutritifs et savoureux. Meilleur pour la planète, notre santé et notre société, manger local et de saison est une solution simple et inclusive pour aborder ensemble les objectifs de développement durable des Nations Unies (United Nations, 2016).

2.3 Empreinte carbone d'un repas

Combien pourrions-nous économiser en mangeant **local, de saison**? Cet article tente de quantifier l'impact potentiel d'un tel comportement à partir d'une analyse de 10k recettes végétaliennes présentées dans la section 4. Pour calculer l'impact carbone d'une recette, nous utilisons les estimations données par Bon Pour Le Climat (2014) et validées par l'Ademe, agence française de l'environnement et de la maîtrise de l'énergie. Dans ce contexte, les fruits et légumes locaux et de saison émettent entre 0,3 et 0,7 kg de CO₂ par kg de produit, tandis que les mêmes fruits et légumes importés, *hors saison* émettent 20 fois plus. Les émissions de différents ingrédients sont

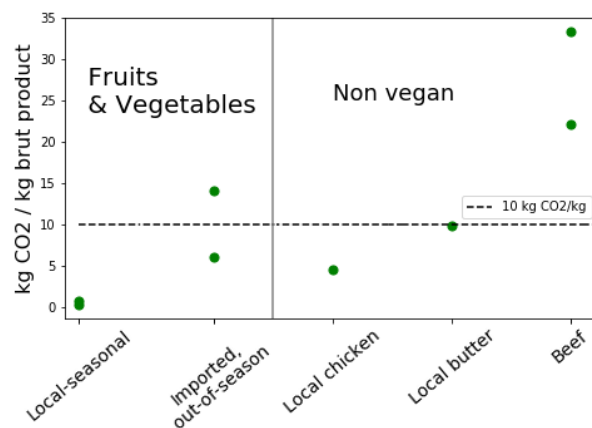


Figure 3: Contributions individuelles d'aliments aux émissions de gaz à effet de serre (intervalle). À gauche, sous-ensemble végétalien pour cette étude. *Local* signifie produit dans un rayon de 250 km. Tiré de Bon Pour Le Climat (2014).

rapportées dans la figure 3 pour comparaison. Le boeuf et les fruits ou légumes importés, *hors saison* ont tous les deux des émissions qui dépassent 10 kg de CO₂ par kg de produit. Dans cet article, nous considérons des recettes végétaliennes pour lesquelles les émissions sont significativement plus faibles, lorsqu'elles sont de saison, que les recettes avec de la viande ou du poisson. Nous nous concentrons sur les fruits et légumes dont les attributs varient avec les régions, saisons et dont le taux de gaspillage est le plus élevé (40 % - 50 %).

3 Travaux connexes

La génération, la planification ou l'optimisation de structures combinatoires telles que des recettes a récemment reçu de l'attention. Kochanski et al. (2017) ont proposé un cadre bayésien pour optimiser une recette via un processus d'essai et d'erreur (144 allers-retours en cuisine). Cependant, la plupart des méthodes d'optimisation se penchent sur les attributs statiques des recettes: proportions, catégorie, nutrition ou notes (Pagnutti and Whitehead, 2017; Yang et al., 2017; Nezis et al., 2018).¹

L'étude proposée par De Laurentiis et al. (2019) s'est penchée sur l'empreinte carbone et en eau de différents repas dans une cafétéria américaine. Les auteurs ont montré que "la valeur la plus élevée de [l'empreinte carbone] est obtenue lorsque les produits horticoles sont hors saison et produits

¹ En réalité, la nutrition et les notes ne sont pas des attributs statiques puisqu'elles varient selon les régions et les saisons.

dans des serres chauffées, tandis que la valeur la plus élevée de [l’empreinte en eau] est obtenue lorsque l’origine des ingrédients est inconnue". À notre connaissance, aucun jeu de données végétalien et aucune approche automatisée n’existent ou n’ont été publiés pour étudier notre alimentation, nos biais, nos saisons et leurs implications sur l’environnement et la société.

4 Vegan10K

Dans cette section, nous présentons Vegan10K, un catalogue de recettes pour l’analyse et la génération de recettes végétaliennes, dans divers contextes (région, saison). Une vue schématique de Vegan10K est illustrée à la figure 4.

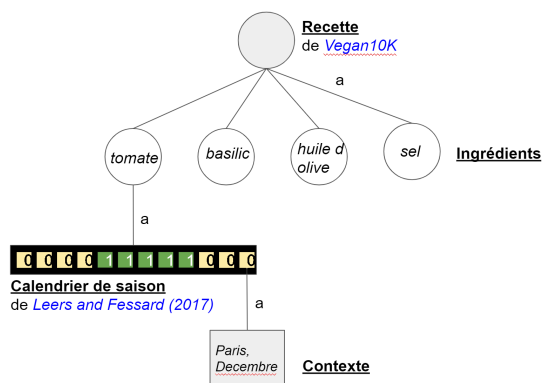


Figure 4: Vue schématique de Vegan10K. Une recette est composée d’ingrédients avec différentes saisons pour un contexte spécifique.

4.1 Jeu de données

Vegan10K est composé de 12436 recettes végétaliennes tirées du Kaggle *What’s cooking?*. Le jeu de données original contient 49718 recettes en anglais à partir desquelles nous avons extrait des recettes végétaliennes, en utilisant l’inclusion de chaînes de caractères. Par exemple, “ailes de poulet” n’est pas végétalien car il contient le mot poulet. Essentiellement, pour chaque ingrédient d’une recette, nous avons vérifié s’il contenait une sous-chaîne non végétale à partir d’une liste de 139 mots (par exemple boeuf, porc, canard), et avons supprimé les recettes jugées non végétaliennes.

Les recettes de Vegan10K contiennent en moyenne 8-9 ingrédients par recette. De nombreux mots représentent le même ingrédient, par exemple tomates et tomate. Nous avons donc traité et remappé l’ensemble des ingrédients, comme illustré dans le tableau 1, résultant en un corpus

de taille $n = 12436$ recettes véganes (25,80 % de l’original) et $d = 843$ mots (17,07 % de l’original).

- **Traitement:** Nous réduisons les mots en minuscules, supprimons les parenthèses et les caractères non alpha (alphabet: a-z). Nous lemmatisons les mots à l’aide de NLTK, supprimons les adjectifs d’une liste de 47 mots (par exemple, frais, frits, gratuits). Nous supprimons les espaces blancs, gardons les ingrédients avec 3 ou plus de caractères et supprimons les recettes avec un ingrédient ou moins.
- **Remap:** Nous renommons nos ingrédients en définissant une relation parent-enfant entre les ingrédients, en utilisant l’inclusion de chaînes de caractères. Nous mappons ensuite chaque enfant (chaîne longue) à l’un de ses parents (sous-chaîne dans le vocabulaire).

Etape	Exemple de recette
Original	Tomates, basilic frais, 2cs d’huile d’olive
Preprocess	tomate, basilic, cs d huile d olive
Végétalien?	Vrai
Remap	tomate, basilic, huile d olive

Table 1: Pré-traitement des recettes.

4.2 Sur notre alimentation, nos biais et nos saisons

La distribution empirique des fréquences d’apparition de mots dans un corpus linguistique suit généralement une loi de Zipf (Zipf, 1949; Manning et al., 1999), c’est-à-dire une distribution de puissance. La nourriture, en tant que langue, présente des propriétés similaires. Par exemple, le mot tomate apparaît dans 18 % des recettes, tandis que la noisette, l’artichaut, la poire et le navet apparaissent dans moins de 0,5 % des recettes. Nous appelons biais d’un aliment sa fréquence d’apparition dans un corpus de recette.

Nous rapportons dans la figure 5 les fruits et légumes de Vegan10K, classés par leur biais et colorés en fonction de leur saisonnalité à Paris, en décembre, d’après Leers and Fessard (2017).

L’ail, l’oignon, la tomate et le citron représentent plus de 50 % des fruits / légumes utilisés dans Vegan10K, comme le montre le camembert de la figure 6. En réalité, le biais d’un ingrédient

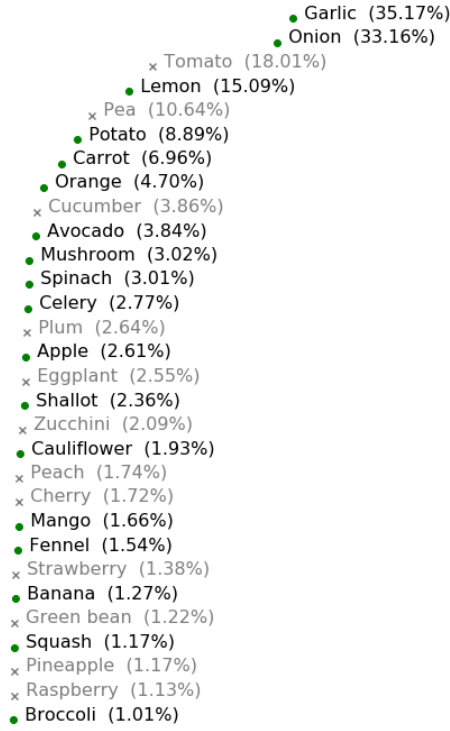


Figure 5: Nos aliments, biais et saisons: les fruits et légumes de Leers and Fessard (2017) sont classés (top 30), de haut en bas, en fonction de leur biais dans Vegan10K et coloriés selon leur saisonnalité. o: local, de saison à Paris, en décembre. x: Hors-saison.

est dynamique, c'est-à-dire qu'il varie avec les régions et les saisons, de manière cyclique. La probabilité d'un ingrédient dans une recette dépend des ressources disponibles et des cultures locales. Dans cet article, nous fixons le contexte à Paris et considérons le calendrier de saison de Leers and Fessard (2017), dont 61 fruits et légumes sur 63 intersectent avec le vocabulaire extrait de Vegan10K.

5 Recipe2BetterRecipe

Une recette est constituée d'ingrédients (état visible). Nous représentons donc une recette comme un panier de nourriture, l'équivalent d'un sac de mots en linguistique, semblable à Kicherer et al. (2017). Notre corpus, prétraité et remappé consiste en une matrice creuse $X \in \mathbb{N}^{nd}$ avec $n = 12436$ recettes véganes et $d = 843$ mots. Nous inférons les états cachés d'un panier h , de dimension $k = 150$, tels que les régimes ou styles alimentaires, avec une machine de Boltzmann restreinte (RBM) que nous détaillons ci-dessous. Un RBM entraîné sur Vegan10K peut être utilisé pour rééchantillonner les ingrédients de recettes

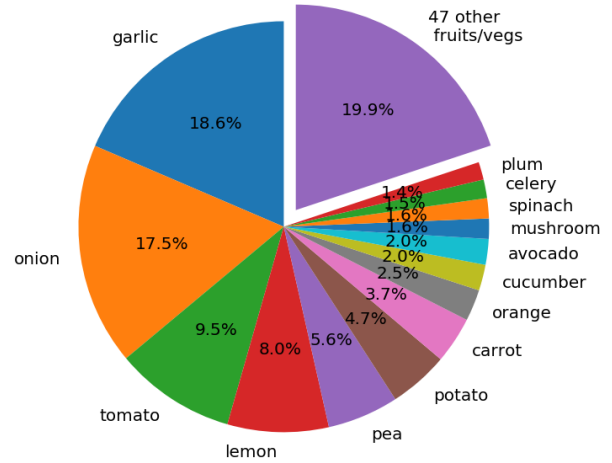


Figure 6: Représentation des fruits et légumes dans Vegan10K. Quatre ingrédients apparaissent dans plus de 50 % des cas. À l'inverse, 47 ingrédients apparaissent dans moins de 20 % des cas.

véganes.

Les machines de Boltzmann restreintes sont une classe de modèles graphiques probabilistes, contenant une couche de variables observables et une couche de variables cachées (Smolensky, 1986; Hinton, 1999, 2002; Hinton and Salakhutdinov, 2006; Salakhutdinov et al., 2007). Les états observés v peuvent être des mots ou des aliments et les états cachés h des cooccurrences, des régimes ou styles alimentaires. L'ensemble du système, les états cachés et visibles, est décrit par une fonction énergie, avec des configurations de basse énergie étant plus probables:

$E(v, h) = -v^T W h - v^T b - h^T c$ où les poids $W \in \mathbb{R}^{dk}$, biais visible $b \in \mathbb{R}^d$ et biais caché $c \in \mathbb{R}^k$ sont les paramètres du modèle. La probabilité d'une configuration (v, h) est donnée par $p(v, h) = \frac{1}{Z} e^{-E(v, h)}$ où Z est la fonction de partition.

Inférence Puisqu'il n'y a pas de connections au sein d'une couche, la distribution conditionnelle factorise. Cela signifie que l'on peut facilement échantillonner des états cachés h , étant donné un état visible v et vice versa pour rééchantillonner des ingrédients.

$$p(h_j = 1|v) = \text{sigmoid}(c_j + v^T W_{:j})$$

$$p(v_i = 1|h) = \text{sigmoid}(b_i + W_{i:} h)$$

Apprentissage Notre objectif est d'ajuster les paramètres W , b et c pour maximiser la probabilité du jeu de données, également connue sous le nom de vraisemblance. Il est impossible de maximiser la vraisemblance exacte en raison de

la fonction de partition Z . L'idée derrière la divergence contrastive est d'abaisser l'énergie des vrais échantillons de données $v, h(v)$, par rapport aux échantillons obtenues par échantillonnage de Gibbs $v', h(v')$, par descente de gradient stochastique:

$$\begin{aligned} W_{new} &= W_{old} + \eta(h(v)v^T - h(v')v'^T) \\ b_{new} &= b_{old} + \eta(v - v') \\ c_{new} &= c_{old} + \eta(h(v) - h(v')) \end{aligned}$$

Biais contextuels Nous avons entraîné un RBM de Bernoulli, en utilisant scikit-learn, pour 100 époques, avec batch_size 32, learning_rate $\eta = 0.1$. Rien dans ce modèle ne capture la saisonnalité ou la nature dynamique et cyclique des états visibles. Un RBM, par défaut, est statique: sa fonction d'énergie est indépendante du contexte spatial ou temporel (région, saison).

Cependant, le biais visible d'un RBM b peut facilement être modifié à la volée, selon le contexte spatio-temporel. Pour une région donnée L et un mois t , nous définissons un biais contextuel $b_{L,t}$, avec $b_{L,t}[i] = b[i]$ si l'ingrédient i est local, de saison et $b_{L,t}[i] = -\infty$ sinon. En modifiant le biais d'un RBM à la volée, en fonction du contexte, notre approche réduit considérablement la probabilité de recettes importées, *hors saison* (cf. section résultats).

6 Expériences et résultats

6.1 Expériences

Nous considérons deux comportements pour revisiter les recettes de Vegan10K (rééchantillonner les ingrédients), en utilisant un modèle statique et un modèle dynamique (voir section 4. Recipe2BetterRecipe). Nous considérons également un comportement consistant à ne jamais rééchantillonner les ingrédients.

Pour rapporter la valeur absolue des émissions de gaz à effet de serre des recettes de Vegan10K, pour chaque mois t à Paris, $G^{Paris,t}$, il faudrait connaître les émissions de tous les $d = 843$ ingrédients, chaque mois à Paris, ce qui sort du cadre de cet article. Au lieu de cela, nous rapportons dans la figure 7 l'excès d'émissions de gaz à effet de serre dû aux fruits et légumes hors saison dans les paniers de nourriture rééchantillonnés, pour chaque mois T à Paris, en moyenne pour toutes les recettes de Vegan10K: $\Delta_{horsaison} G^{Paris,t}$, noté $\Delta G^t = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Delta G_i^t$ pour plus de simplicité.

Formellement, pour un mois t , nous décomposons les émissions d'une recette i en celles liées aux fruits / légumes locaux, de saison s_i^t , celles importées / hors saison hs_i^t et le reste r_i (par exemple le riz, sel) considéré comme agnostique des saisons. En valeur absolue, l'impact carbone s'écrit alors

$$G_i^t = q(s_i^t)g(s_i^t) + q(hs_i^t)g(hs_i^t) + q(r_i)g(r_i) \quad (1)$$

où q désigne des quantités et g désigne des émissions. De manière relative, nous estimons l'excès d'émissions de gaz à effet de serre, dû aux fruits et légumes hors saison, par

$$\Delta G_i^t = \frac{q(hs_i^t)}{q(s_i^t) + q(hs_i^t) + q(r_i^t)} \Delta g_{s \rightarrow hs} \quad (2)$$

où le premier terme est le ratio de fruits / légumes hors saison et le second terme $\Delta g_{s \rightarrow hs}$, dérivé de (Bon Pour Le Climat, 2014) et de la figure 3, correspond à l'excédent d'émissions des fruits/légumes importés/hors-saison, relatif à s'ils sont locaux, de saison. $\Delta g_{s \rightarrow hs} \in [5.7, 13.3]$ kg CO₂ / kg produit.

En plus de rapporter l'excédent moyen des émissions de gaz à effet de serre (toujours zéro pour le modèle avec le biais dynamique par conception), nous rapportons dans le tableau 2 des exemples de substitution avec notre modèle dynamique, pour différents paniers d'ingrédients hors-saison à Paris, en décembre.

6.2 Résultats

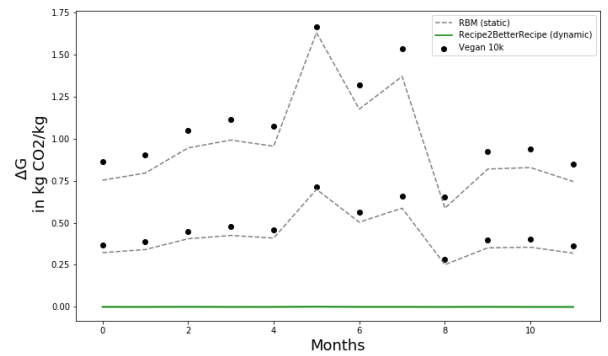


Figure 7: Excédent moyen d'émissions de gaz à effet de serre pour Vegan10k, en raison des fruits et légumes importés / hors saison (borne inférieure et supérieure). Points noirs: sans rééchantillonner les ingrédients. Tirets gris: notre comportement statique pour rééchantillonner les ingrédients. Ligne verte: notre comportement dynamique.

35-70 % des recettes de Vegan10K sont locales, de saison, chaque mois à Paris. Mai est le mois avec le moins de recettes locales, de saison et septembre le mois avec le plus. En moyenne, 4 à 12 % des ingrédients des recettes de Vegan10K sont hors saison (en fonction du mois) et, par conséquent, un choix au hasard de recette génère un excès de 0,25 à 1,5 kg de CO2 par kg de produit (repas), en moyenne, en raison des fruits et légumes importés et *hors saison* (points noirs sur la figure 7).

Notre modèle statique réduit légèrement l'excès d'émissions (tirets gris sur la figure 7), bien qu'il n'y ait rien dans ce modèle qui le ferait optimiser spécifiquement pour de faibles émissions de gaz à effet de serre. Il est possible que, parce que le modèle maximise la probabilité de l'ensemble du jeu de données, les ingrédients les plus rares sont évités et se trouvent également être des ingrédients spécifiques d'une saison, tels que la nectarine ou la clémentine. Notre modèle dynamique génère des recettes locales et de saison, grâce au biais contextuel défini à la volée, résultant en $q(hs_i^t) = 0$ et $\Delta G_i^t = 0$ (ligne verte dans la figure 7).

Recipe2BetterRecipe peut aider à rééchantillonner les ingrédients d'une recette, dans un contexte donné comme Paris, décembre, en tenant compte de la durabilité et de la (bio)diversité. Nous rapportons dans le tableau 2 des exemples concrets tirés de Vegan10K. Considérant différents paniers d'aliments, hors-saison à Paris en décembre, nous échantillonons des ingrédients alternatifs avec notre modèle dynamique. Par exemple, le panier *citron*, *citron vert*, *fraise* est remplacé par *citron*, *citron vert*, *orange*, ce qui donne lieu à une recette locale, de saison pour le contexte considéré (Paris, décembre).

Le code source est disponible à <https://github.com/MichelDeudon/r2br>. Nous espérons que le label proposé et le code seront utiles aux communautés intéressées par notre alimentation et le développement durable. Nous renvoyons le lecteur à des cadres plus complets, par exemple les valeurs LESSAJ (Dallaire and Emond, 2012) ou l'échelle de Riches Terres (Daguin, 2015), qui incluent une alimentation locale, de saison comme métrique essentielle.

6.3 Limites et travaux futurs

Notre modèle propose des alternatives, suivant l'idée que les ingrédients qui apparaissent ensemble, se marient bien entre eux. Cependant,

De saison	Mai, Juillet, Septembre
Recette	basilic, ail, huile, persil, tomate
Décembre	<i>tomate</i> → oignon
De saison	Juin - Aout
Recette	citron, framboise, sucre, yaourt
Décembre	<i>framboise</i> → mangue
De saison	Septembre
Recette	coriandre, citron v, oignon, tomate
Décembre	<i>tomate</i> → ail
De saison	Mai - Juin
Recette	citron vert, citron, fraise
Décembre	<i>fraise</i> → orange

Table 2: Recipe2BetterRecipe à Paris, France, pour différents paniers d'aliments, hors-saison en décembre.

les ingrédients proposés ne sont pas toujours de bons substituts. Remplacer des tomates par du citron peut radicalement changer un plat et être indésirable. Notre approche pourrait potentiellement bénéficier de contraintes supplémentaires, par exemple nutritif, et d'une analyse qualitative plus approfondie pour préserver la sémantique des recettes revisitées (ingrédients rééchantillonnés).

Notre analyse pourrait être améliorée avec un prétraitement plus poussé et en prenant en compte les quantités et les proportions des aliments. Une analyse plus approfondie donnerait probablement des estimations plus élevées, en particulier si l'on considère des recettes avec de la viande ou du poisson.

Malgré les limites ci-dessus, la conclusion de cette étude est la même que De Laurentiis et al. (2019): "une planification minutieuse des menus et des choix d'approvisionnement peuvent réduire considérablement l'impact environnemental global du service fourni sans compromettre la qualité ou la variété".

Notre *règle implicite* (ne pas échantillonner d'ingrédients importés / hors saison pour générer des paniers locaux, de saison) et notre évaluation des recettes locales, de saison sont relativement simple. Cependant, elles nécessitent de savoir ce qui est local, de saison, dans divers endroits, pour différents mois, et cette information n'est pas largement disponible aujourd'hui, de manière transparente et dans un format standard, ce qui est

le but d'un label motivé dans la section suivante, destiné pour les humains et les machines.

7 De la machine au biais humain

Dans cette section, nous motivons l'avantage d'un label, local-seasonal, pour surmonter nos biais alimentaires en société, renouer avec notre alimentation et créer des communautés plus durables (Davies et al., 2019).

Un modèle avec un biais dynamique et contextuel peut formuler des recettes locales et de saison. Alors pourquoi nous comportons nous différemment? “ On mange de saison. C'est le b.a.-ba, mais face aux rayons débordant de fruits exotiques, de tomates, d'avocats, d'agrumes, de fraises *toute l'année*, on en perd notre latin. - Qu'est-ce qu'on fait? Ecoles (2018). Manger local, de saison est difficile. Les calendriers de saison sont diffus sur les sites Web, les blogs et les réseaux sociaux, varient d'une région à une autre, varient avec le changement climatique, et sont souvent en contradiction avec ce qui peut être trouvé en ligne ou dans les supermarchés.

7.1 Vers un label local, de saison

Nous proposons une application web, local-seasonal.org, pour rassembler et partager nos connaissances sur les fruits et légumes locaux de saison avec des cuisiniers, des agriculteurs et marchands, professionnels ou amateurs. Le premier objectif de l'application est de communiquer ce qui est local, de saison dans divers endroits. Comme illustré dans cet article, cela peut faciliter la recherche de recette locale et de saison et améliorer des services en ligne (site Web, blogs, course en ligne, recommandations). L'application peut potentiellement aider à coordonner et à promouvoir des labels durables pour aider les citoyens à identifier et à choisir des produits ou services locaux, de saison. Nous souhaitons étendre l'application, en partenariat avec les agriculteurs, les cuisiniers et les marchés locaux, pour cartographier les ressources disponibles et publier des fonctionnalités telles que Recipe2BetterRecipe.

7.2 Des communautés locales en croissance

Un grand nombre d'experts ont proposé des alternatives à nos monocultures intensives et conventionnelles. Dufumier (2018) a proposé une agroécologie scientifique pour réaliser une

agriculture durable. Poux and Aubert (2018) a proposé un plan de transition de dix ans pour une Europe agroécologique, avec des permacultures, par exemple, jouant un rôle croissant.

Notre alimentation est le problème et le remède en même temps. Manger, cultiver, cuisiner **local, de saison** est une opportunité pour l'éducation, la réinsertion et l'inclusion sociale (Finley, 2013). **Slow Food** a commencé en Italie pour contrebalancer la restauration rapide et sensibiliser au lien entre les aliments et les Humains au travers des cultures. La cuisine communautaire telle que **Food for Soul** et **Food Cycle** promeut l'inclusion sociale, en nourrissant les âmes des invités et des hôtes, avec de délicieuses recettes préparées à partir d'ingrédients qui autrement seraient gaspillés. Le **Refugee Food Festival** intègre les réfugiés dans la société à travers d'événements sociaux et culturels. Des labels, tels qu'**Ecotable**, identifient, accompagnent et promeuvent des services de restauration durable. Nous encourageons les initiatives locales, simples et inclusives (Davies et al., 2019) pour développer des communautés durables.

8 Conclusion

Notre alimentation a de multiples dimensions (sociale, environnementale, nutritive, culturelle) et partagent des propriétés similaires à d'autres langages, en particulier un biais vers certains ingrédients. Nos résultats suggèrent qu'un modèle dynamique peut revisiter des recettes (rééchantillonner les ingrédients) et les rendre locales, de saison, en utilisant des biais contextuels. Nous avons illustré nos expériences dans le contexte de Paris, en utilisant le calendrier de saison de Leers and Fessard (2017) et avons montré que les recettes véganes locales et de saison pouvaient économiser de 0.25 à 1.5 kg CO₂ (gaz à effet de serre) / kg produit, par rapport à des recettes véganes choisies au hasard.

L'intelligence artificielle peut aider à lutter contre le changement climatique (Rolnick et al., 2019) et contribuer positivement à l'environnement et à la société si nous modifions et optimisons ensemble les bonnes métriques (Dallaire and Emond, 2012; Daguin, 2015). Manger, cuisiner local et de saison est un moyen simple de célébrer et de défendre la (bio)diversité. Nous proposons une application en ligne pour les cuisiniers, les agriculteurs, les marchés et les citoyens engagés,

accessible au travers de local-seasonal.org. Nous saluons les initiatives visant à développer des communautés locales et à réaliser une agroécologie durable.

References

- UN General Assembly. 1948. Universal declaration of human rights. *UN General Assembly*, 302(2).
- Bon Pour Le Climat. 2014. Charte: Etre un restaurant bon pour le climat.
- Arnaud Daguin. 2015. L'échelle de riches terres.
- Annick Dallaire and Martine Emond. 2012. *Saveurs locales Recettes simples et saines pour apprêter nos aliments d'ici*. Humbles Éditions.
- Anna Davies, Agnese Cretella, Monika Rut, Stephen Mackenzie, and Vivien Franck. 2019. For a sustainable future, we need to reconnect with what we're eating – and each other. The Conversation, Press-releases.
- Valeria De Laurentiis, Dexter VL Hunt, Susan E Lee, and Christopher DF Rogers. 2019. Eats: a life cycle-based decision support tool for local authorities and school caterers. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 24(7):1222–1238.
- Marc Dufumier. 2012. *Famine au sud, malbouffe au nord: comment le bio peut nous sauver*. Nil.
- Marc Dufumier. 2018. L'agroécologie scientifique peut nourrir le monde durablement.
- Grandes Ecoles. 2018. Manifeste étudiant pour un reveil écologique.
- United Nations FAO. 2013. Key facts on food loss and waste you should know.
- Ron Finley. 2013. A guerilla gardener in south central la. TED Talk.
- Geoffrey E Hinton. 1999. Products of experts.
- Geoffrey E Hinton. 2002. Training products of experts by minimizing contrastive divergence. *Neural computation*, 14(8):1771–1800.
- Geoffrey E Hinton and Ruslan R Salakhutdinov. 2006. Reducing the dimensionality of data with neural networks. *science*, 313(5786):504–507.
- Dan Jurafsky. 2014. *The language of food: A linguist reads the menu*. WW Norton & Company.
- Hanna Kicherer, Marcel Dittrich, Lukas Grebe, Christian Scheible, and Roman Klinger. 2017. What you use, not what you do: Automatic classification of recipes. In *International Conference on Applications of Natural Language to Information Systems*, pages 197–209. Springer.
- Greg Kochanski, Daniel Golovin, John Karro, Benjamin Solnik, Subhdeep Moitra, and D Sculley. 2017. Bayesian optimization for a better dessert. In *NeurIPS, workshop on Bayesian optimization*.
- Yves Leers and Jean-Luc Fessard. 2017. *Ca chauffe dans nos assiettes: Des recettes pour sauver le climat*. Buchet Chastel.
- Christopher D Manning, Christopher D Manning, and Hinrich Schütze. 1999. *Foundations of statistical natural language processing*. MIT press.
- Angelos Nezis, Haris Papageorgiou, Pavlos Georgiadis, Petr Jiskra, Dimitris Pappas, and Maria Pontiki. 2018. Towards a fully personalized food recommendation tool. In *Proceedings of the 2018 International Conference on Advanced Visual Interfaces*, page 77. ACM.
- Oxfam. 2014a. Dutch beat french and swiss to top oxfam's new global food table. Press-releases.
- Oxfam. 2014b. Good enough to eat: The food index.
- Johnathan Pagnutti and Jim Whitehead. 2017. Cooking on the margins: Probabilistic soft logics for recommending and adapting recipes.
- Xavier Poux and Pierre-Marie Aubert. 2018. An agro-ecological europe: a desirable, credible option to address food and environmental challenges.
- David Rolnick, Priya L Donti, Lynn H Kaack, Kelly Kochanski, Alexandre Lacoste, Kris Sankaran, Andrew Slavin Ross, Nikola Milojevic-Dupont, Natasha Jaques, Anna Waldman-Brown, et al. 2019. Tackling climate change with machine learning. *arXiv preprint arXiv:1906.05433*.
- Ruslan Salakhutdinov, Andriy Mnih, and Geoffrey Hinton. 2007. Restricted boltzmann machines for collaborative filtering. In *Proceedings of the 24th international conference on Machine learning*, pages 791–798. ACM.
- Alessandra Sciarba and Letizia Palumbo. 2018. The vulnerability to exploitation of women migrant workers in agriculture in the eu: The need for a human rights and gender based approach.
- Paul Smolensky. 1986. Information processing in dynamical systems: Foundations of harmony theory. Technical report, Colorado Univ at Boulder Dept of Computer Science.
- Robert Louis Stephenson. 1886. *The Strange Case of Dr. Jekyll and Mr. Hyde*. England: Longmans, Green & Co.
- United Nations. 2016. *Sustainable Development Goals Report 2016*. UN.
- WWF. 2018. Living planet report–2018: Aiming higher.

Longqi Yang, Cheng-Kang Hsieh, Hongjian Yang, John P Pollak, Nicola Dell, Serge Belongie, Curtis Cole, and Deborah Estrin. 2017. Yum-me: a personalized nutrient-based meal recommender system. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, 36(1):7.

George Kingsley Zipf. 1949. Human behavior and the principle of least effort.