



EK-4

T.C. GALATASARAY ÜNİVERSİTESİ
MÜHENDİSLİK ve TEKNOLOJİ FAKÜLTESİ
ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ

IND 498 Endüstri Mühendisliği Bitirme Projesinde doğru bir yayın tarama bölümü için uyulması gereken esaslar:

1- Mümkün derece son 5 yılda yayınlanmış makaleler, bildiriler, Türkiye ve dünyada problemle ilgili kurum ve kuruluşların (örnek olarak, Türkiye Meteoroloji Genel Müdürlüğü, Birleşmiş Milletler, vs.) araştırma raporları, verileri vb. taranmalıdır. Kitaplar için ise son 5 yılda yayınlanmış basım sayıları tercih edilmelidir.

2- Sadece kendi probleminizle ilgili kısımlar hakkında birer paragraf yazılmalıdır. Örnek olarak çevreci lojistikle ilgileniyorsanız, yayınlarda bu konu nasıl incelenmiş, hangi probleme çözüm bulunmuş, bir paragrafta kısaca bu anlatılmalıdır. İlave olarak konuya yeni bir çözüm yöntemi ile çözüm getirilecekse bir paragrafta da bu yöntemin güncel uygulama alanlarından bahsedilmelidir.

3- İlgili konulardaki makaleler ve yayınlar aynı paragrafta toplanmalıdır. Paragraf geçişlerinde konu işleniş sıralaması gözetilmelidir.

4- Yayın taraması neticesinde son bir paragraf yazılmalı ve bu kısımda taranmış olan makalelerde neyin eksik olduğu özellikle belirtilmelidir. Örnek olarak eğer öğrencinin çalışmasında yayın taramasındaki makalelerde yer almayan yeni bir kısıt tanımlandıysa, bu belirtilmelidir. Bu paragraf çalışmanın amacını ön plana çıkaracaktır.

Yukarıdaki esaslara en yakın örnek olarak, takip eden bitirme projesi yayın taraması bölümü dikkate alınabilir.

T.C. GALATASARAY ÜNİVERSİTESİ
MÜHENDİSLİK VE TEKNOLOJİ FAKÜLTESİ

**KARGO DAĞITIM SÜRECİNDE ORTAYA ÇIKAN KARBON
EMİSYON MİKTARINI MİNİMİZE EDEN BİR ROTALAMA
MODELİNİN OLUŞTURULMASI**

**(CRÉATION D'UN MODÈLE DE ROUTAGE QUI MINIMISE LES
ÉMISSIONS DE CARBONE DANS LE PROCESSUS DE
DISTRIBUTION DES CARGAISONS)**

BİTİRME PROJESİ

OĞULCAN ÇİÇEK

Bölüm: ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ

Danışman: DOÇ. DR. M. EBRU ANGÜN

MAYIS 2024

PREFACE

Avec ce projet, j'ai eu l'occasion d'appliquer les connaissances que j'ai apprises au cours de mes quatre années de vie académique à l'Université Galatasaray sur un exemple de problème réel. J'ai obtenu des connaissances générales sur les problèmes de routage, qui est l'un des sujets populaires des études d'optimisation, et j'ai eu l'occasion de transformer ces connaissances en un projet pratique.

Tout d'abord, je voudrais remercier ma conseillère Maître de Conférences M. EBRU ANGÜN pour ses contributions et son aide tout au long du processus du projet. Grâce à ses contributions, j'ai eu la chance de m'améliorer et je peux dire que j'ai achevé avec succès le processus de développement du projet.

Enfin, je voudrais remercier mes enseignants et professeurs pour leurs contributions sans fin tout au long de ma formation à l'Université Galatasaray.

Oğulcan ÇİÇEK

Mai 2024

TABLEAU DES MATIÈRES

PREFACE	ii
TABLEAU DES MATIÈRES	iii
LISTE DES NOTATIONS	v
LISTE DES TABLEAUX	vi
LISTE DES FIGURE.....	vii
RESUME	viii
ÖZET	ix
1. INTRODUCTION	1
2. NOTIONS FONDAMENTALES	6
2.1 APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE.....	6
2.1.1. L'apprentissage Supervisé.....	6
2.2 PROBLEME DE ROUTAGE DES VEHICULES (VRP).....	6
3. REVUE LITTÉRAIRE	10
4. METHODOLOGIE	20
4.1 LES DONNEES.....	20
4.2 LES ALGORITHMES.....	22
4.2.1. Régression Linier	22
4.3 MESURE DE PERFORMANCE	23
4.3.1. Erreur Quadratique Moyenne	23
4.3.2. Erreur Absolue Moyenne	23
4.3.3. R2.....	24
4.3.4. R2 Ajusté.....	24

4.4	RÉSEAU DE CLIENT	24
5.	APPLICATION NUMÉRIQUES	26
5.1	ANALYSE DE DONNEES EXPLORATOIRE	26
5.2	PREMIERS RESULTATS	30
5.3	SUPPRESSION DES VALEURS ABERRANTES	32
5.4	SELECTION DE SOUS-ENSEMBLES DES VARIABLES	33
5.5	MODELE MATHEMATIQUE	34
6.	ANALYSE DES RESULTATS OBTENUS ET DISCUSSIONS	37
7.	EVALUATION GENERALE DU PROJET	42
8.	CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES	44
	BIBLIOGRAPHIE.....	47

LISTE DES NOTATIONS

VRP = Vehicle Routing Problem (Problème de routage de véhicules)

GVRP = Green Vehicle Routing Problem (Problème de routage de véhicules verts)

CVRP = Capacitated Vehicle Routing Problem (Problème de routage de véhicules capacités)

G-CVRP = Green Capacitated Vehicle Routing Problem (Problème de routage de véhicules capacités verts)

TSPTW = Traveling Salesman Problem with Time Windows (Problème du voyageur de commerce avec contraintes de temps)

PRP = Pollution Routing Problem (Problème du routage de la pollution)

E-VRPTW = Electric Vehicle Routing Problem with Time Windows (Problème de routage de véhicules électriques avec contraintes de temps)

CLRP = Capacitated Location Routing Problem (Problème de routage de localisation capacités)

G- CLRP = Green Capacitated Location Routing Problem (Problème de routage de localisation capacités verts)

MSE = Mean Squared Error (Erreur quadratique moyenne)

MAE = Mean Absolute Error (Erreur absolue moyenne)

R² = R squared (R carré)

Adj. R² = Adjusted R squared (R carré ajusté)

MILP = Mixed Integer Linear Programming (Programmation linéaire en nombres entiers mixtes)

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 4.1.1 Les variables des données	21
Tableau 5.2.1 Performance du modèle en utilisant toutes les variables indépendantes.....	30
Tableau 5.2.2 Performance du modèle en utilisant toutes les variables indépendantes et régularisation	30
Tableau 5.4.1 Performances du modèle en utilisant le sous-ensemble sélectionné	34
Tableau 6.1 Résultats de l'expérience 2	40

LISTE DES FIGURE

Figure 1.1 Émissions totales et par habitant de gaz à effet de serre en Turquie, 1990-2021. (TÜİK, 2023)	1
Figure 1.2 Émissions de gaz à effet de serre par secteur, 1990-2021. (Sera Gazı Emisyon İstatistikleri, 1990-2021, 2024).....	2
Figure 1.3 Émissions mondiales de dioxyde de carbone provenant de la combustion de combustibles fossiles et concentrations atmosphériques de dioxyde de carbone, 1751-2021 (Energy and the environment explained, Greenhouse gases and the climate, 2024).....	3
Figure 4.4.1 Exemple de réseau client	25
Figure 5.1.1 Distributions de variables numériques	26
Figure 5.1.2 Diagrammes en boîte des variables numériques	28
Figure 5.1.3 La carte thermique de corrélation.....	29
Figure 5.2.1 Valeurs prédites pour les coefficients avant l'application de la régularisation .	31
Figure 5.2.2 Valeurs prédites pour les coefficients après l'application de la régularisation .	32
Figure 5.3.1 Diagrammes en boîte des variables numériques après la suppression des valeurs aberrantes	33
Figure 5.4.1 Valeurs prédites pour les coefficients	34
Figure 6.1 Coordonnées du dépôt et des clients, générées de manière randomisée	37
Figure 6.2 Itinéraires optimaux.....	38
Figure 6.3 Itinéraires optimaux (flotte mixte)	39
Figure 6.4 Résultat de l'expérience 2.1	40
Figure 6.5 Résultat de l'expérience 2.2 et 2.3	41

RESUME

Avec l'augmentation rapide des besoins de la société, le taux de production augmente et cette situation accroît rapidement le volume logistique des produits. Cependant, la quantité d'émissions de carbone générées par les processus de production et de logistique augmente progressivement et affecte négativement les sociétés en termes de santé, d'économie et d'environnement. Avec l'augmentation de la production de véhicules électriques, il est prévu de réduire la quantité d'émissions de carbone des véhicules utilisés quotidiennement. Contrairement à d'autres études de la littérature, cette étude estime la quantité d'émissions de carbone causées par un véhicule à l'aide d'un modèle de régression linéaire multivariée au lieu d'utiliser des formules. Le modèle mathématique est ensuite comparé à une flotte de véhicules à combustion interne afin d'observer les changements dans les émissions de carbone d'une flotte mixte dans le processus de distribution de marchandises en milieu urbain. Lors de l'élaboration du modèle de régression linéaire multivariée, des étapes telles que la sélection des variables et l'optimisation des paramètres ont été utilisées. Le résultat est un modèle avec une valeur R^2 de 92%. Dans le cadre de l'étude, des réseaux de clients aléatoires ont été créés et le modèle mathématique visant à minimiser les émissions totales de carbone causées par le processus de distribution des marchandises a été évalué sur ces réseaux de clients.

ÖZET

Dünya nüfusunun hızlı bir şekilde büyümeye devam etmesi nedeni ile ortaya çıkan kaynak ve enerji tüketimi gün geçtikçe hız kazanmaktadır. Bu tüketim seviyeleri günlük ihtiyaçlarımızı karşılama sürecinde çıkan enerjilerin yanında endüstriyel, tarım gibi alanlardaki faaliyetlerin neden olduğu miktarları içermektedir. Dünya genelindeki kaynakların kısıtlı olması ve kullanılan enerjilerin birçoğunun yenilenebilir enerjiler yerine bu kaynaklara bağlı olması nedeniyle günümüzde sürdürülebilir enerji kullanımı planlamaları öne çıkmaktadır. Sürdürülebilir enerji kullanımı sadece yenilebilir enerji kullanımına teşvik etmekle kalmaz aynı zamanda fosil yakıt gibi enerji kaynaklarının kullanılmasını gerektiren alanlardan bu kullanımın optimal olarak sağlanması ile hem ekonomik hem de çevresel olarak etkilerini azaltmaya teşvik etmektedir. Mevcut durumdaki enerji tüketim kalemlerin incelediğimizde bu alandaki en büyük oranlardan birini içten yanmalı araçların neden olduğu tüketim olduğunu görmekteyiz. Tahmin edebileceğimiz üzere enerji kullanımı sadece üretim aşamalarında değil aynı zamanda üretilen ürün/hizmetin kullanıcı tarafına lojistiği sırasında da ortaya çıkmaktadır. Bu süreçlerde dikkat etmemiz bir diğer sonuç ise ortaya çıkan karbon emisyonu miktarıdır. Teknolojini gelişmesi ile artık üreticiler ve satıcılar geniş bir müşteriye havuzuna hitap edebilir duruma gelmişlerdir bu da onların ürün veya hizmetlerini uzaktaki bir müşterisine çok rahat şekilde iletebilmesine imkân sağlamaktadır. Bunun dışında birçok kişi çevrimiçi platformlardan alışveriş yapmaktadır. Tüm bunlar, son tüketiciye ürünlerin ulaştırılmasında yoğun bir trafik oluşturmaktadır ve büyük bir karbon emisyonu salınımına neden olmaktadır. Karbon emisyonu miktarının hızlı bir şekilde artması çevresel, ekonomik ve sağlık gibi alanlardan hayatımızı olumsuz etkilemektedir. Elektrikli araçların geliştirilmesi ile kargo dağıtımı gibi son tüketiciye ürün ulaştırılması gibi lojistik operasyonlarından dolayı ortaya çıkan egzoz karbon emisyonu miktarının önüne geçilebileceği düşünülmektedir.

Literatürde, son tüketiciye dağıtım sürecini modelleyen çeşitli rotalama modelleri üzerine birçok çalışma yapılmıştır. Araç rotalama problemleri verilen bir dizi müşteri kümesi ve

depot noktalarını ele alarak, belirtilen kısıtlar doğrultusunda optimal rotaların ortaya çıkarılmasını amaçlamaktadır. Endüstri mühendisliğinin yoğun bir şekilde kullanıldığı alanlardan biri olan lojistik operasyonları günümüzde halen üzerinde çalışmalar yapılan ve kısıtlı kaynaklarla optimal sonuçlar elde edinilmeye çalışılan bir alandır. Müşteriye dağıtım yapma problemi, geçmişten günümüze farklı amaç fonksiyonları veya kısıtlar kullanılarak değişim göstermiş ve operasyonları farklı bakış açıları üzerinden optimize etmek üzere kullanılmıştır. Bu başlık altında karşımıza gezgin satıcı problemi, optimal tesis konumlandırma veya araç rotalama problemi çıkmaktadır. Amaç fonksiyonu açısından farklılıkları bulunsa da bu modeller genel olarak bir grup müşteriye belirli kısıtlar doğrultusunda en iyi hizmeti vermeyi amaçlamaktadır. Bu çalışmamız kapsamında, şehir içi ürün/hizmet dağıtım süreçlerini modellemek üzere geliştirilmiş araç rotalama modelleri üzerine bir çalışma yürütülmüştür. Literatürde bu modeller üzerinde, farklı filo yapıları olan tek tip ve karma filolar incelenmiş ve çeşitli amaç fonksiyonları kullanılarak optimum rotaların belirlenmesi amaçlanmıştır. Kullanılan amaç fonksiyonları arasında maliyet veya yakıt tüketimi gibi farklı değerlerin optimizasyonu yer almaktadır. Bazı çalışmalarda, son tüketiciye dağıtım sürecinin çevresel etkileri de ele alınmıştır. Bu bağlamda, bazı formüller kullanılarak karbon emisyonu miktarı hesaplanmaya çalışılmıştır. Bu hesaplamalarda göze ilk çarpan, birçok ifade hakkında varsayımda bulunulmasıdır. Çalışma kapsamında literatürdeki diğer çalışmalardan farklı olarak, bir aracın neden olduğu karbon emisyonu miktarı formüller yerine çok değişkenli lineer regresyon modeliyle tahmin edilmektedir. Burada amaçlanan kompleks modellerin kullanılması yerine iyi tasarlanmış bir veri seti ve probleme optimize edilmiş bir makine öğrenimi metodunun kullanılması ile gerçek değerlere yakın tahminler elde edebilmek ve böyle kompleks formüllerin kullanımını azaltmaktır. Çok değişkenli lineer regresyon modelinin eğitilme sürecinde, Kanada hükümetinin yayınlamış olduğu veri seti kullanılmış ve bu veri seti sayesinde araçların şehir içinde kat edilen kilometre başına neden olduğu karbondioksit miktarı yaklaşık olarak hesaplanmıştır. Model geliştirme sürecinde sırasıyla veri analizi, eksik değerlerin tahmin edilmesi, aykırı değer bulunan değişkenlerin incelenmesi, değişken seçimi adımları izlenmiştir. İlk testlerde veri setindeki tüm değişkenler kullanılmıştır ancak lineer regresyon modellerinin bazı varsayımlarının karşılanmaması sonucu değişken seçme kararı verilmiş ve bu doğrultuda

yüksek oranda korelasyona sahip değişkenler ve R^2 katkısı en az olan değerler veri setinden düşürülerek modelin tahminlerindeki varyans düşürülmüştür. R^2 yaklaşımına ek olarak Lasso regresyon ve adimsal regresyon yaklaşımları da test edilmiştir. Sonuç olarak da %92'lik R^2 değerine sahip bir model elde edilmiştir. Bunun yanında model ve değişken seçme adımlarında MAE ve MSE gibi metrikler de kullanılmıştır.

Çok değişkenli lineer programlama modelinin eğitim sürecinin tamamlanmasının ardından, yapılan literatüre taraması sonucu belirlenen bazı VRP modelleri referans olarak belirlenmiş ve bunların üzerinden kendi problemimize en uygun olan model geliştirilmiştir. Geliştirilen bu modelin referans modellerden başlıca farkı ise hibrit filo yapısındaki bir problemi çözmeye imkân sağlamasıdır. Bu sayede test sürecinde hem homojen hem de heterojen yapıda filo yapısı ele alınarak müşteri ağları üzerinde model çalıştırılabilmektedir. Daha sonra, kurulan matematiksel model, içten yanmalı araçlardan oluşan bir filo ile karşılaştırılarak, karma yapıdaki bir filonun şehir içi kargo dağıtım sürecindeki karbon emisyonundaki değişimleri gözlemlemek adına kullanılmıştır. Bu deney süreçleri Python programlama dili kullanılarak Google Colab platformu üzerinden gerçekleştirilmiştir. Geliştirilen matematiksel model, PuLP kütüphanesi kullanılarak Python ile yazılmıştır. Python ile modelin oluşturulması sonucu diğer optimizasyon yazılımlarında uygulaması oldukça zor olan alt tur elemesi kısıtları modele eklenebilmiştir.

Çalışma kapsamında rastgele müşteri ağları oluşturulmuş ve kargo dağıtım sürecinin neden olduğu toplam karbon emisyonunu minimize etmeyi amaçlayan matematiksel model, bu müşteri ağları üzerinde değerlendirilmiştir. Rasgele müşteri ağlarının oluşturulması süreci de Python kullanılarak Colab platformu üzerinden yapılmıştır. Bu sayede her bir deney sürecinde rasgele oluşturulan müşteri ağ yapıları direkt olarak matematiksel modele aktarılabilmiş ve kompakt bir yapı elde edilmiştir. Bunun yanında, karbon emisyonu veri seti ile eğitilen çok değişkenli lineer programlama modeli de bu platforma dahil edilmiş ve böylece modelin çıktıları direkt olarak amaç fonksiyonu içerisine eklenebilmiştir. Gerçekleştirilen deneyler sonucunda, aynı müşteri ağı üzerinde öncelikle iki adet içten yanmalı araçtan oluşan filo test edilmiş daha sonrasında ise bir adet elektrikli araç ve bir adet

içten yanmalı araç içeren filo test edilmiştir. Bu iki testin ardından hem ortaya çıkan toplam karbon emisyonu miktarları karşılaştırılmış hem de araçların parametrelerinin değişmesi sonucu optimal rotalarda ortaya çıkan değişiklikler gözlemlenmiştir. Gözlemler sonucu, karma yapıda bir filo sisteminin bulundurulmasının bir kargo dağıtım operasyonu üzerinde neden olunan karbon emisyonunda azalmaya neden olduğu tespit edilmiştir. Bunun dışında VRP modelinde bulunan kapasite ve mesafe kısıtları üzerinde farklı değerler kullanılarak, bu kısıtların sonuçlar üzerindeki etkileri gözlenmiştir. Yapılan testler sonucu elde edilen sonuçları değerlendirecek olursak, sadece içten yanmalı araçlarla operasyonlarını gerçekleştiren bir merkezin filosundaki araçlardan birinin elektrikli araç ile değiştirilmesi sonucu neden olunan karbon emisyonu miktarında azalma olduğu görülmüştür. Elektrikli araçların mesafe kısıdının da bu karbon emisyonu miktarı üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğu söylenebilir.

Tezin genel amacı, içten yanmalı araçları kullanan bir filonun dağıtım sürecinde ortaya çıkan karbon emisyonunu minimize etmek için elektrikli araçların da dahil edildiği bir karma yapıya geçişin incelenmesi ve bunun için bir matematiksel modelin geliştirilmesidir. Motivasyon olarak, günlük yaşantımızın merkezinde olan bir operasyonu sonucu ortaya çıkan karbon emisyonunun miktarının neden olduğu ekonomik, sağlık ve çevre problemlerinin önüne geçebilecek adımlardan biri olarak görülen elektrikli araçların aslında bu sürece bir katkısının olup olmadığının gözlemlenmesidir. Çalışma kapsamında bir elektrikli aracın üretimi, pil kullanım süreçleri boyunca neden olunan emisyon miktarları göz ardı edilmiştir. Bu noktada bu çalışmadan sonra geliştirilecek olan çalışmalara açık bir kapı bırakılmaktadır. Sonraki çalışmalarda bir elektrikli aracın kullanım ömrü içerisinde neden olduğu ve üretimi sırasında neden olunan emisyon miktarları tespit edilebilir ve kullanılan matematiksel modelin amaç fonksiyonunda değişikliklere gidilerek, aslında elektrikli araçların kullanımının herhangi bir fayda sağlayıp sağlamadığı hakkında araştırmaların yapılabileceği düşüncesindeyim. Bu sayede sadece araçların egzozlarından çıkan karbon emisyon miktarını takip etmekle kalmayıp bir elektrikli aracın filo içerisine dahil edilmesi ile kullanım ömrü boyunca neden olacağı karbon emisyonu miktarı hakkında da bir tahmin yapılabilir. Model üzerinde yapılabilecek diğer bir geliştirme ise alt tur elemesi kısıtları yerine yük akış

kısıtlarının kullanılması olabilir. Alt tur elemesi kısıtları, depo noktası dışındaki tüm noktaların bulunabileceği müşteri noktalarının kombinasyonlarının tespit edilmesi ve engellemesini amaçlamaktadır. Ancak müşteri sayısının artması ile modelin optimal çözüme ulaşması için gerekli olan çözüm süresi üstel şekilde artmaktadır. Yük akış kısıtlarının kullanılması ile alt tur elemesi kısıtlarının ortadan kaldırılabilmesi düşünülmektedir.

Elde edilen model sonuçlarına göre, elektrikli araçların kargo dağıtım gibi lojistik süreçlere dahil edilmesi, neden olunan karbon emisyonunu önemli ölçüde azaltabilir. Bu sonuçlar ışığında, elektrikli araçların günlük operasyonlarımıza entegre edilmesi ile ekonomik, sağlık ve çevresel olumsuz etkilerin azaltılabileceği değerlendirilmektedir. Küresel ısınmanın başlıca nedenlerinden biri olan karbon emisyonunun, lojistik operasyonları gibi ana kaynaklardan biri olması, bu etkilerin ortadan kaldırılmasıyla dünya genelinde sıcaklık artışlarının önüne geçme şansımızı artırmaktadır. Karbon emisyonunun neden olduğu hava kirliliği, birçok hastalığa yol açmaktadır. Emisyonun azaltılması, uzun vadede hava kirliliğini önleyerek sağlık üzerinde de olumlu etkiler yaratacaktır. Son olarak, karbon emisyonunun neden olduğu kirlilik, küresel ısınma ve hastalıklar gibi unsurların önüne geçmek için yapılan mevcut çalışmaların önemli maliyetleri bulunmaktadır. Bu çalışmadan elde edilen iyileştirmeler göz önüne alındığında, maliyet kalemlerinin de azaltılabileceği savunulmaktadır. Karbon emisyonu miktarını minimize ederek, problemlerin ana nedenini etkisiz hale getirmiş oluruz. Böylece kurum, kuruluş veya hükümetlerin bu olumsuz koşulları gidermek için katlanmış olduğu maliyetlerin ortadan kaldırılması ile ekonomik olarak iyileştirmeler gerçekleşmiş olur. Yukarıda verilenlerden yola çıkarak bu çalışma sonucu ortaya çıkan modelin günlük hayatımıza dahil edilmesi ile çevresel, ekonomik ve sağlık konularında iyileştirmeler elde edebileceğimiz açıktır.

1. INTRODUCTION

L'augmentation rapide de la population humaine augmente la quantité d'énergie nécessaire pour mener à bien les activités vitales. En raison des niveaux élevés d'énergie nécessaires et du manque de production d'énergie propre, la quantité d'émissions de carbone rejetée dans l'environnement est en constante augmentation. Le graphique ci-dessous montre les émissions de gaz à effet de serre totales et par habitant de la Turquie entre 1990 et 2021.

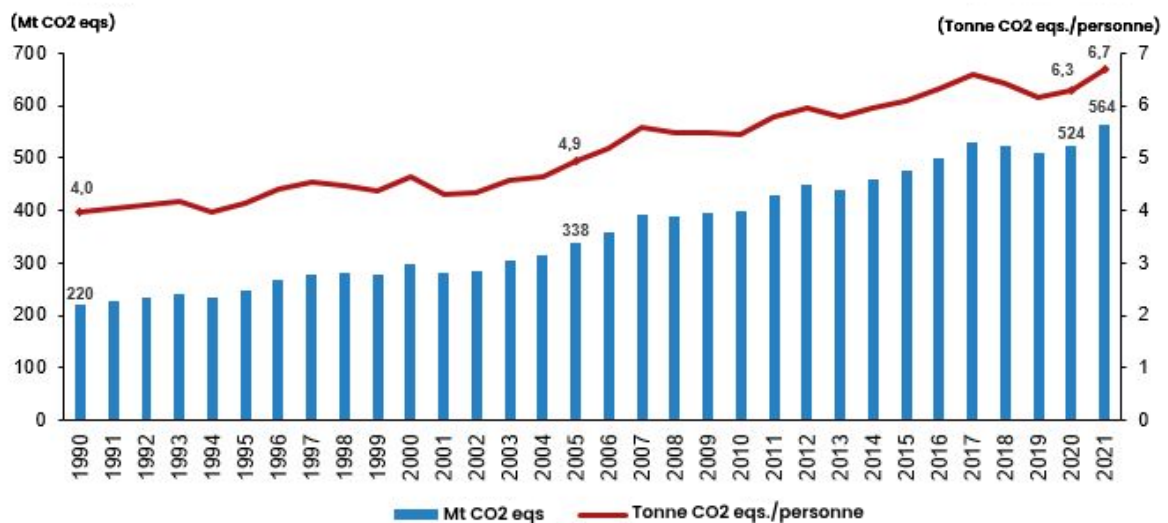


Figure 1.1 Émissions totales et par habitant de gaz à effet de serre en Turquie, 1990-2021.
(TÜİK, 2023)

Comme le montre la Figure 1.1, bien que la quantité d'émissions de carbone produites diminue à certaines périodes, la tendance générale est à l'augmentation. Les principales raisons, telles que l'augmentation de la quantité d'énergie nécessaire, le progrès rapide des activités industrielles et l'absence de mesures prises par les gouvernements pour limiter les émissions de carbone, sont à l'origine des résultats présentés dans ce graphique. Lorsque nous analysons les données relatives aux émissions de gaz à effet de serre d'un point de vue sectoriel, la Figure 1.2 apparaît.

(Millions de tonnes CO2 eq.)												
	1990	2000	2010	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	Changement de 1990 à 2021 (%)	Changement de 2020 à 2021 (%)
Émissions totales	219,5	298,9	398,8	475,0	501,1	528,6	523,1	508,7	524,0	564,4	157,1	7,7
Énergie	139,5	216,0	287,9	342,0	361,7	382,4	373,4	365,6	366,6	402,5	188,4	9,8
Processus industriels et utilisation de produits	22,9	26,2	49,1	59,7	63,8	66,6	67,7	59,0	68,0	75,1	228,7	10,6
Agriculture	46,1	42,3	44,4	56,1	58,9	63,3	65,3	68,0	73,2	72,1	56,5	-1,5
Déchets	11,1	14,3	17,4	17,1	16,7	16,3	16,6	16,1	16,3	14,7	32,6	-9,9

Les chiffres du tableau peuvent ne pas totaliser en raison des arrondissements.

Figure 1.2 Émissions de gaz à effet de serre par secteur, 1990-2021. (Sera Gazı Emisyon İstatistikleri, 1990-2021, 2024)

Comme le montre la Figure 1.2, en 2021 la principale source d'émissions de carbone est liée à l'énergie (71,3 %). Viennent ensuite les processus industriels et l'utilisation des produits (13,3 %), l'agriculture (12,8 %) et le secteur des déchets (2,6 %). La principale raison de l'importance des émissions de carbone liées à l'énergie et aux processus industriels dans notre pays peut être attribuée au fait que les investissements dans la production et la consommation d'énergie propre sont très faibles. De nombreuses activités dans notre pays sont alimentées par de l'énergie provenant d'une consommation élevée de combustibles fossiles. Il s'agit d'installations de production, de centres logistiques, de systèmes de chauffage et de l'utilisation de véhicules individuels.

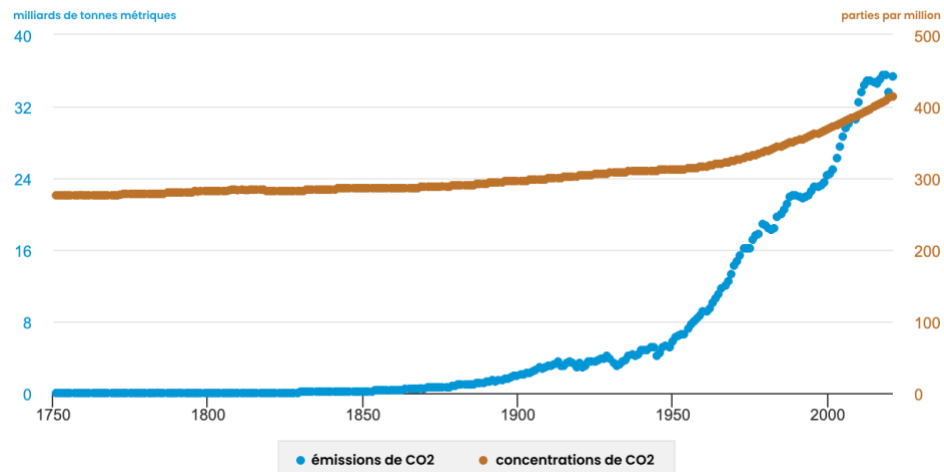


Figure 1.3 Émissions mondiales de dioxyde de carbone provenant de la combustion de combustibles fossiles et concentrations atmosphériques de dioxyde de carbone, 1751-2021 (Energy and the environment explained, Greenhouse gases and the climate, 2024)

L'augmentation continue des émissions de carbone a des conséquences négatives sur l'environnement, l'économie et la santé. Si nous examinons la question sous l'angle environnemental, nous voyons des aspects négatifs tels que l'augmentation des niveaux de température, le changement des conditions climatiques, l'augmentation du niveau de sécheresse, les tempêtes plus violentes, la fonte des glaciers et l'augmentation du niveau de la mer, la détérioration de l'équilibre écologique.

Si l'on analyse la question d'un point de vue économique, on constate que les coûts de la prévention de cette quantité d'émissions de carbone, qui ne cesse d'augmenter, augmentent également. En outre, les coûts de la destruction causée par les crises climatiques dues aux émissions de carbone, telles que les tempêtes violentes, les inondations ou les incendies incontrôlables, augmentent également. Au Royaume-Uni, il a été observé que les inondations causées par de fortes précipitations, dont la probabilité d'occurrence augmente avec le changement climatique, ont coûté à l'économie 450 millions de livres sterling au cours de la période 2013-2014, uniquement en termes d'enregistrements assurés. (Grantham Institute – Climate Change and the Environment, 2024)

La possibilité de rencontrer des situations extrêmes dans les conditions météorologiques avec les changements climatiques résultant des émissions de carbone augmente de jour en jour. On peut dire que le climat et les conditions météorologiques ont des effets directs et indirects sur la santé humaine. Si ces deux concepts provoquent directement l'émergence de situations négatives pour la santé humaine, ils ont également un effet indirect en affectant l'environnement où se trouvent les besoins fondamentaux tels que l'air frais, la nourriture, la boisson ou l'abri. Sarofim et al. (2016) ont étudié les problèmes de santé causés par le changement climatique. Les augmentations de température résultant du changement climatique ont des effets négatifs différents selon les groupes d'âge, par exemple, alors qu'il y a une augmentation du taux d'apparition des troubles cardiovasculaires en raison de l'augmentation de la température chez les personnes âgées, elle provoque des problèmes hormonaux en plus des problèmes cardiovasculaires chez les jeunes enfants âgés. En outre, les vagues de chaleur provoquent également des troubles mentaux, comportementaux et cognitifs. D'après les résultats des projections effectuées dans le cadre de l'étude, on observe que l'augmentation de la température va se poursuivre et, par conséquent, on suggère qu'il y aura une augmentation du nombre de décès causés par des conditions météorologiques extrêmes.

Comme expliqué ci-dessus, les effets négatifs des émissions de carbone sur nos vies ont atteint un niveau très sérieux. De nombreuses organisations s'efforcent de réduire à zéro les émissions de carbone qu'elles provoquent en mettant en place des systèmes durables et continuent à travailler dans ce sens. En tant que société, nous devrions prendre la responsabilité d'empêcher cette situation négative causée par les émissions de carbone de progresser. Dans ce projet, on pense pouvoir réduire la quantité d'émissions de carbone causées par le processus de distribution des produits (distribution des marchandises) au consommateur final, qui occupe une place importante dans notre vie quotidienne. En créant une structure de flotte hybride, il s'agit d'établir un modèle de routage dans lequel existent à la fois des véhicules à combustion interne et des véhicules électriques. Cette étude est motivée par l'idée que l'augmentation des émissions de carbone peut être évitée en réduisant

la quantité d'émissions de carbone causées par les gaz d'échappement des véhicules à moteur à combustion interne dans le cadre d'un processus de distribution de cargaisons.

2. NOTIONS FONDAMENTALES

2.1 APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

L'apprentissage automatique est un algorithme qui permet aux systèmes informatiques d'apprendre à partir de données. (Mitchell, 1997) définit l'apprentissage automatique comme suit : « On dit qu'un programme informatique apprend de l'expérience E en ce qui concerne une certaine classe de tâches T et une mesure de performance P, si ses performances aux tâches de T, telles que mesurées par P, s'améliorent avec expérience E. » En bref, les algorithmes d'apprentissage automatique apprennent un comportement donné, des modèles de données et permettent aux systèmes informatiques de les imiter. Les algorithmes d'apprentissage automatique se divisent en certaines sous-sections en fonction du type de données utilisées, à savoir : l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé, l'apprentissage par renforcement.

2.1.1. L'apprentissage Supervisé

Des algorithmes tels que la régression linéaire, la régression logistique et les arbres de décision peuvent être mentionnés comme algorithmes d'apprentissage supervisé. Le point commun de ces algorithmes est qu'ils incluent également les valeurs cibles (y_i) des échantillons dans l'ensemble de données utilisé.

2.2 PROBLEME DE ROUTAGE DES VEHICULES (VRP)

Les VRP sont des modèles de programmation en nombres entiers qui visent à planifier les distributions pour un groupe de clients en utilisant le plus efficacement possible la flotte de véhicules disponible. Ces modèles prennent en compte diverses fonctions objectives, telles que la minimisation des coûts, la réduction de la distance totale parcourue, etc. Récemment, avec l'importance croissante de la durabilité environnementale des systèmes de distribution, des fonctions objectives ont été ajoutées pour inclure les impacts environnementaux tels que la minimisation des émissions totales de carbone ou la quantité de carburant consommée. En combinant ces fonctions objectives avec diverses contraintes, les problèmes d'acheminement

des véhicules pour différents objectifs ont été modélisés. A titre d'exemple, nous pouvons citer le modèle suivant considéré par (Bektas & Laporte, 2011) :

Variables :

- X_{ij} : Variable binaire égale à 1 si l'arc de (i) à (j) est utilisé, 0 sinon.
- f_{ij} : Flux de marchandises sur l'arc (i, j) .
- Z_{ij}^r : Variable binaire indiquant si la vitesse (v^r) est utilisée sur l'arc (i, j) .
- y_i : Heure à laquelle le véhicule commence son service au nœud (i) .
- t_i : Temps de service au nœud (i) .
- q_i : Demande au nœud (i) .
- p_s : Coût du service au nœud (i) .

Paramètres :

- $(c_f + e)$: Coût unitaire.
- d_{ij} : Distance entre les nœuds i et j .
- w : Facteur de pondération pour la charge du véhicule.
- β : Facteur de coût pour la vitesse.
- v^r : Vitesse au niveau r .
- M_{ij} : Constante Big-M pour la linéarisation.
- L : Longueur maximale de l'itinéraire.
- Q : Capacité maximale des véhicules.
- R : Ensemble des niveaux de vitesse disponibles.
- N_0 : Ensemble de nœuds, y compris le dépôt.

$$\min \sum_{(i,j) \in A} (c_f + e) \alpha_{ij} d_{ij} w x_{ij} + \sum_{(i,j) \in A} (c_f + e) \alpha_{ij} f_{ij} d_{ij} \quad (2.1)$$

$$+ \sum_{(i,j) \in A} (c_f + e) d_{ij} \beta \left(\sum_{r \in R} (\overline{v^r})^2 z_{ij}^r \right) + \sum_{j \in N_0} p s_j \quad (2.2)$$

$$\quad (2.3)$$

$$\quad (2.4)$$

Sujet à:

$$\sum_{j \in N_0} X_{0j} = m \quad (2.5)$$

$$\sum_{j \in N_0} X_{ij} = 1 \quad \forall i \in N_0 \quad (2.6)$$

$$\sum_{i \in N_0} X_{ij} = 1 \quad \forall j \in N_0 \quad (2.7)$$

$$\sum_{j \in N_0} f_{ji} - \sum_{i \in N_0} f_{ij} = q_i \quad \forall i \in N_0 \quad (2.8)$$

$$q_{ij} X_{ij} \leq f_{ij} \leq (Q - q_i) X_{ij} \quad \forall (i, j) \in \mathcal{A} \quad (2.9)$$

$$y_i - y_j + t_i + \sum_{r \in R} \frac{d_{ij}}{v^r} Z_{ij} \leq M_{ij} (1 - X_{ij}) \quad \forall i \in N, j \in N_0, i \neq j \quad (2.10)$$

$$a_i \leq y_i \leq b_i \quad \forall i \in N_0 \quad (2.11)$$

$$\sum_{r \in R} Z_{ij} = X_{ij} \quad \forall (i, j) \in \mathcal{A} \quad (2.12)$$

$$X_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall (i, j) \in \mathcal{A} \quad (2.13)$$

$$f_{ij} \geq 0 \quad \forall (i, j) \in \mathcal{A} \quad (2.14)$$

$$Z_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall (i, j) \in \mathcal{A}, r \in R \quad (2.15)$$

Lorsque les expressions ci-dessus sont analysées en détail, les expressions (2.1) et (2.2) de la fonction objective représentent les coûts liés à la charge transportée, tandis que l'expression (2.3) inclut les coûts liés aux changements de vitesse du véhicule. Ces trois expressions calculent la consommation directe de carburant et les coûts unitaires d'émission de gaz tout au long du processus. (2.4) représente les coûts liés au personnel.

En ce qui concerne les contraintes :

- (2.5) est le nombre total de véhicules quittant le dépôt,
- (2.6) et (2.7) qu'il ne peut y avoir qu'un seul véhicule entrant et sortant de n'importe quel nœud,
- (2.8) le flux de charge dans le processus de transport,
- (2.9) la capacité de charge maximale du véhicule,
- (2.10) et (2.11) les intervalles de temps de livraison,
- (2.12) est le temps de conduite total.

3. REVUE LITTÉRAIRE

Dans Suzuki (2011), une méthodologie innovante de routage de camions est introduite pour répondre au problème de plusieurs arrêts contraints par le temps, en se concentrant sur la minimisation de la consommation de carburant et des émissions de polluants. La recherche s'appuie sur le problème traditionnel du voyageur de commerce avec fenêtres de temps (TSPTW) et intègre de manière innovante le poids de la charge du véhicule et le temps d'inactivité sur les sites des clients comme facteurs critiques affectant l'efficacité du carburant. L'approche de Suzuki séquence stratégiquement les visites des clients pour décharger d'abord les articles les plus lourds, réduisant ainsi la distance parcourue avec une charge lourde, et planifie les arrêts pour minimiser les temps d'inactivité, réduisant ainsi la consommation de carburant. La simulation de l'étude, basée sur des itinéraires réels de transporteurs routiers, indique des économies de carburant potentielles allant jusqu'à 6,9 % par rapport aux méthodes conventionnelles. En se référant à des travaux fondamentaux comme Ericsson (2001) et Tavares et al. (2008), Suzuki ne contextualise pas seulement l'étude dans la littérature existante, mais met également en lumière la nouveauté et les implications pratiques de cette approche. Cette recherche marque une avancée significative dans la logistique verte, offrant une solution pragmatique pour améliorer l'efficacité du carburant et réduire les émissions dans le secteur des transports.

Bektas et Laporte (2011) étendent le problème classique du routage des véhicules pour intégrer des considérations environnementales, en formulant une approche globale qui prend en compte les impacts écologiques du transport routier. Ils introduisent le Pollution-Routing Problem (PRP), un modèle sophistiqué qui incorpore non seulement la distance et le temps de trajet, mais aussi la charge et la vitesse du véhicule dans le calcul des émissions de gaz à effet de serre et de la consommation de carburant. Les auteurs utilisent une approche de programmation linéaire en nombres entiers mixtes pour saisir l'interaction complexe de ces variables, en présentant à la fois la version standard et la version avec fenêtre temporelle du PRP. Grâce à leurs expériences informatiques rigoureuses, Bektas et Laporte démontrent les compromis nuancés entre les coûts opérationnels et l'impact sur l'environnement. Leurs

conclusions révèlent qu'en tenant compte des coûts écologiques, il est possible d'améliorer sensiblement la durabilité sans augmenter de manière substantielle les dépenses opérationnelles. Cette étude cruciale jette les bases de futures recherches dans le domaine de la logistique respectueuse de l'environnement et met en évidence le potentiel de gains d'efficacité substantiels dans les décisions d'acheminement en adoptant une vision plus holistique de l'empreinte environnementale du transport.

Erdoğan et Miller-Hooks (2012) présentent une approche innovante du problème de routage des véhicules, spécifiquement adaptée aux véhicules à carburant alternatif (AFV) et aux défis uniques qu'ils présentent en raison de l'infrastructure de ravitaillement limitée. Ils introduisent le Green Vehicle Routing Problem (G-VRP), un programme linéaire mixte qui optimise les itinéraires en fonction des contraintes de distance et de ravitaillement, dans le but de minimiser la distance parcourue tout en veillant à ce que tous les véhicules puissent se ravitailler en carburant si nécessaire. Pour remédier à la complexité de calcul du G-VRP, en particulier pour les instances de grande taille, les auteurs proposent deux heuristiques : l'algorithme Modified Clarke and Wright Savings (MCWS) et l'algorithme Density-Based Clustering Algorithm (DBCA). Le MCWS adapte l'heuristique traditionnelle d'optimisation des itinéraires pour tenir compte des contraintes propres aux véhicules à moteur, tandis que le DBCA regroupe les clients et les stations de ravitaillement pour rationaliser les itinéraires. Leurs expériences numériques valident l'efficacité de ces heuristiques, qui fournissent des solutions de qualité dans un délai de calcul raisonnable. Cette recherche fait progresser de manière significative la compréhension de la logistique d'acheminement pour les véhicules à carburant alternatif, en soulignant les implications opérationnelles et environnementales de l'intégration des technologies de carburant alternatif dans les flottes de véhicules.

Küçükoğlu et al. (2013) abordent de manière innovante la question de la consommation de carburant dans la logistique en intégrant les spécifications détaillées des véhicules dans un cadre de Green Capacitated Vehicle Routing Problem (G-CVRP). En utilisant un modèle de programmation linéaire en nombres entiers mixtes, ils incorporent une équation de consommation de carburant affinée dérivée d'une analyse de régression, qui tient compte de

la distance, de la charge du véhicule et des taux d'accélération. Cette approche s'appuie sur les travaux antérieurs de Huang et al, Bektaş et Laporte, et d'autres, et les étend, en fournissant une représentation plus précise de la dynamique du carburant dans le monde réel. Le modèle est rigoureusement testé sur diverses instances, démontrant son potentiel à réduire de manière significative la consommation de carburant par rapport aux modèles de routage traditionnels. Les résultats de cette étude indiquent non seulement la faisabilité de l'intégration de la dynamique complexe et réelle des véhicules dans les problèmes de routage, mais aussi les avantages environnementaux et économiques substantiels qu'une telle approche intégrée peut apporter. La recherche offre une contribution significative au domaine de la logistique verte, en présentant une solution viable et efficace à l'un des défis les plus pressants de l'industrie : réduire la consommation de carburant tout en maintenant l'efficacité opérationnelle.

Juan et al. (2014) explorent le problème complexe du routage des véhicules avec des gammes de conduite multiples (VRPMDR), en se concentrant sur l'optimisation des itinéraires pour des flottes hétérogènes comprenant des véhicules électriques et hybrides-électriques avec des gammes de conduite variées. Ils présentent une formulation de programmation en nombres entiers du VRPMDR pour traiter les contraintes uniques et les défis opérationnels posés par les gammes de conduite limitées et diverses des véhicules, une préoccupation critique compte tenu de l'infrastructure de recharge naissante pour les véhicules électriques. Pour résoudre cette formulation, les auteurs développent un algorithme heuristique à plusieurs tours qui construit itérativement des solutions. Cet algorithme est une adaptation innovante de l'approche de Juan et al. (2008), incorporant un processus randomisé et une recherche locale basée sur la mémoire pour explorer efficacement l'espace des solutions tout en tenant compte des contraintes de longueur des itinéraires. La conception de l'heuristique permet d'équilibrer de manière nuancée les coûts opérationnels et l'impact environnemental, fournissant ainsi un outil puissant pour analyser la faisabilité et les implications de l'incorporation de véhicules électriques et hybrides dans les flottes. Les résultats de l'étude démontrent l'efficacité de l'algorithme à produire des configurations de flotte plus vertes qui n'augmentent pas substantiellement les coûts basés sur la distance, marquant une contribution significative au

domaine de la logistique verte et offrant des idées précieuses pour les praticiens et les décideurs politiques qui visent à réduire l'empreinte carbone grâce à des solutions de transport plus durables.

Koç et al. (2014) traitent de l'optimisation des opérations d'une flotte hétérogène dans le but de minimiser le coût combiné des déplacements et l'impact environnemental. Ils présentent un modèle complet de programmation linéaire en nombres entiers mélangés qui calcule de manière complexe les coûts associés à la consommation de carburant et aux émissions de CO₂, en tenant compte de la charge, de la vitesse et des caractéristiques du moteur de chaque véhicule. L'étude introduit l'algorithme évolutionnaire hybride innovant (Hybrid Evolutionary Algorithm - HEA++), qui incorpore une recherche hétérogène adaptative des grands voisinages (Heterogeneous Adaptive Large Neighborhood Search - HALNS) et un algorithme d'optimisation de la vitesse (Speed Optimization Algorithm - SOA) pour s'adapter à la diversité de la flotte et optimiser la vitesse de l'itinéraire en termes de coût et d'efficacité des émissions, respectivement. Des expériences informatiques approfondies valident l'efficacité de l'algorithme HEA++, démontrant sa capacité à traiter de grandes instances de problèmes et à réduire de manière significative les coûts opérationnels et environnementaux. La recherche représente une contribution substantielle à la logistique verte, offrant une stratégie nuancée et efficace pour réduire les émissions et les coûts dans l'acheminement des véhicules, et fournissant un cadre robuste pour la mise en œuvre pratique dans l'industrie de la logistique.

Dans Schneider et al. (2014), les auteurs s'attaquent aux défis associés au routage des véhicules électriques (VE) en introduisant le problème de routage des véhicules électriques avec fenêtres temporelles (E-VRPTW). Ce problème complexe dépasse le cadre classique du routage en tenant compte de l'autonomie limitée des VE et de la nécessité de les recharger périodiquement. Les auteurs présentent un modèle de programmation linéaire en nombres entiers mixtes visant à minimiser le nombre total de véhicules et la distance parcourue tout en veillant à ce que tous les clients soient servis dans les créneaux horaires qui leur sont assignés et que les véhicules soient rechargés en cas de besoin. Pour résoudre la complexité

informatique de l'E-VRPTW, les auteurs développent une heuristique hybride qui combine les forces de la recherche par voisinage variable (Variable Neighborhood Search - VNS) et de la recherche taboue (Tabu Search - TS), offrant ainsi une approche robuste et efficace pour naviguer dans l'espace complexe des solutions. Les tests empiriques, menés sur des instances nouvellement conçues pour E-VRPTW et des instances de référence provenant de problèmes connexes, démontrent la capacité de l'heuristique à trouver des solutions de haute qualité, soulignant sa praticité pour les applications du monde réel. Cette étude apporte une contribution significative au domaine de la logistique verte et du transport durable, en décrivant des stratégies efficaces pour intégrer les véhicules électriques dans les flottes commerciales tout en tenant compte des contraintes opérationnelles et des objectifs environnementaux.

Goeke et Schneider (2015) abordent le problème sophistiqué du routage des véhicules électriques avec fenêtres temporelles et flotte mixte (E-VRPTWMF), en se concentrant sur l'optimisation des itinéraires pour les véhicules commerciaux électriques (Electric Commercial Vehicles - ECVs) et les véhicules commerciaux conventionnels à combustion interne (Internal Combustion Commercial Vehicles - ICCVs). Ils introduisent un modèle avancé de consommation d'énergie qui tient compte des effets de la vitesse, de la pente et de la charge de marchandises sur l'autonomie et les temps de recharge des véhicules utilitaires électriques, ce qui constitue une avancée décisive par rapport aux modèles plus simples. Pour résoudre l'E-VRPTWMF, les auteurs développent un algorithme de recherche adaptative des grands voisinages (Adaptive Large Neighborhood Search - ALNS), amélioré par des stratégies de recherche locale spécifiques, conçues pour traiter l'interaction complexe des flottes mixtes et des considérations énergétiques détaillées. Leur analyse empirique, basée sur des instances nouvellement conçues, souligne l'importance d'une distribution précise des charges pour améliorer la qualité des solutions et explore l'efficacité de différentes fonctions objectives dans l'optimisation des coûts et de l'utilisation des véhicules électriques. La recherche de Goeke et Schneider contribue de manière significative au domaine de la logistique verte, en offrant une compréhension nuancée du routage des flottes mixtes et une

solution algorithmique robuste qui reconnaît les défis uniques de l'incorporation des véhicules électriques dans les flottes commerciales.

Juan et al. (2016) fournissent une vue d'ensemble de l'intégration des véhicules électriques (VE) dans les systèmes de logistique et de transport. L'étude met en évidence les avantages environnementaux des VE, tels que la réduction de la pollution atmosphérique et de la dépendance au pétrole, tout en abordant les défis stratégiques et opérationnels inhérents à leur adoption. Elle souligne la nécessité d'une planification urbaine stratégique pour répondre aux besoins en infrastructures des VE, notamment en ce qui concerne l'emplacement et la capacité des stations de recharge. Sur le plan opérationnel, le document explore les adaptations du problème de l'acheminement des véhicules (VRP) pour tenir compte de l'autonomie limitée et des besoins de recharge des VE, suggérant que les métaheuristiques et les simheuristiques sont des approches efficaces pour ces problèmes d'optimisation complexes. En outre, il examine les implications des VE sur la taille et la composition des flottes, en soulignant l'importance des modèles qui peuvent équilibrer les coûts opérationnels et les compromis entre les différents types de véhicules. Cette étude fournit non seulement une compréhension détaillée de l'état actuel de l'intégration des VE dans la logistique et le transport, mais identifie également les domaines clés pour la recherche future, soulignant la nécessité de stratégies globales pour surmonter les défis et maximiser les avantages potentiels des VE dans les systèmes de transport durables.

Koç et Karaoglan (2016) s'attaquent aux complexités de l'acheminement des véhicules à carburant alternatif (AFV) dans les contraintes d'une infrastructure de ravitaillement limitée en s'appuyant sur les travaux fondamentaux d'Erdogan et Miller-Hooks (2011). Ils proposent une formulation améliorée de programmation linéaire en nombres entiers mixtes du problème d'acheminement des véhicules verts (G-VRP), en incorporant une nouvelle modélisation mathématique et des inégalités valides pour améliorer la relaxation de la programmation linéaire. Les auteurs emploient une méthodologie de solution hybride qui combine la robustesse du recuit simulé - une heuristique connue pour sa capacité à échapper aux optima locaux et à trouver des solutions plus globales - avec la précision d'un algorithme branch-

and-cut (B&C), qui ajoute itérativement des inégalités violées et des branches sur des variables non entières pour naviguer efficacement dans l'espace des solutions. Cette approche innovante permet de traiter efficacement les complexités du G-VRP, en offrant des solutions évolutives et adaptables qui démontrent un fort potentiel pour trouver des itinéraires optimaux ou quasi-optimaux dans un délai de calcul raisonnable. La contribution de l'étude est significative dans l'avancement de la logistique verte, fournissant une stratégie algorithmique nuancée et sophistiquée pour répondre aux défis environnementaux et opérationnels de l'acheminement des véhicules à moteur à combustion interne.

Toro et al. (2017) traitent de l'intégration des préoccupations environnementales dans le problème de localisation et de routage avec capacité (Capacitated Location-Routing Problem - CLRP). Ils proposent un nouveau modèle de CLRP vert (G-CLRP), qui étend le CLRP traditionnel en incorporant des objectifs de minimisation des coûts opérationnels et des impacts environnementaux, en se concentrant particulièrement sur la consommation de carburant et les émissions polluantes qui en découlent. La recherche introduit une formulation de programmation linéaire en nombres entiers mixtes caractérisée par des contraintes innovantes assurant la connectivité du problème et la conformité avec les politiques écologiques. En utilisant la méthode classique des contraintes epsilon, les auteurs effectuent une analyse de sensibilité sur différentes tailles d'instances pour démontrer le conflit inhérent entre la minimisation des coûts et la réduction de l'impact sur l'environnement. Les résultats indiquent que le modèle G-CLRP est efficace pour générer un ensemble de solutions de compromis, fournissant une compréhension nuancée de l'équilibre entre l'efficacité opérationnelle et la durabilité environnementale dans la gestion de la chaîne d'approvisionnement.

Leggieri et Haouari (2017) développent une formulation innovante de programmation linéaire en nombres entiers mixtes (MILP), appelée FRLT, visant à optimiser les itinéraires de véhicules respectueux de l'environnement. S'appuyant sur les formulations fondamentales d'Erdogan et Miller-Hooks (2012) et de Koç et Karaoglan (2016), le modèle FRLT se distingue par sa compacité et son adaptabilité, permettant la résolution efficace d'instances

de taille moyenne à l'aide de solveurs standard tels que CPLEX. Les auteurs introduisent également une procédure unique de réduction par prétraitement pour simplifier le problème avant de le résoudre, améliorant ainsi l'efficacité et la praticité de l'algorithme. Leurs analyses empiriques indiquent que cette approche surpasse en performance les algorithmes branch-and-cut existants, offrant une solution plus efficace et plus pratique pour minimiser la distance totale de déplacement tout en adhérant aux contraintes d'un routage économe en énergie.

Macrina et al. (2019) étudient un nouveau problème de routage de véhicules écologiques (GVRP) qui aborde les complexités du routage d'une flotte mixte de véhicules électriques et conventionnels. Leur approche se distingue par la prise en compte de plusieurs paramètres réels, notamment les effets de l'accélération et de la décélération et l'inclusion d'un système de freinage régénératif, qui sont essentiels pour comprendre la consommation d'énergie réelle des véhicules. Ils formulent un programme mixte en nombres entiers avec le double objectif de satisfaire les fenêtres temporelles des clients et de minimiser la somme des coûts de transport et de recharge. L'étude met l'accent sur les limites des modèles traditionnels qui assimilent la consommation d'énergie à la distance, en soulignant qu'ils peuvent sous-estimer les besoins énergétiques réels et donner lieu à des itinéraires infaisables ou sous-optimaux. Pour résoudre ce problème complexe, les auteurs introduisent une matheuristique basée sur la recherche d'un grand voisinage, dont ils démontrent qu'elle est efficace en termes de temps et qu'elle permet de traiter efficacement des instances de taille moyenne par rapport au solveur CPLEX conventionnel. La recherche fait progresser de manière significative le domaine de la logistique verte en proposant un modèle de consommation d'énergie plus précis et nuancé, permettant ainsi des décisions d'acheminement des véhicules plus durables et plus rentables.

LARGO et al. (2020) explorent l'intersection de la logistique verte et de la logistique intelligente à travers le problème de l'acheminement des véhicules verts (Green Vehicle Routing Problem - GVRP). Soulignant le besoin critique de durabilité dans la logistique, l'étude présente un modèle mathématique complet qui prend en compte la consommation de

carburant, les émissions de carbone et la nature dynamique des charges et des vitesses des véhicules. Les auteurs adoptent un algorithme d'optimisation par colonies de fourmis, réputé pour son efficacité dans la résolution de problèmes de routage complexes, afin de relever les défis à multiples facettes du GVRP. Leurs conclusions soulignent la capacité de l'algorithme à identifier des itinéraires qui minimisent l'impact sur l'environnement tout en maintenant l'efficacité opérationnelle. La recherche illustre notamment le potentiel de l'intégration de données en temps réel et d'algorithmes avancés pour améliorer les décisions d'acheminement, conduisant finalement à des pratiques logistiques plus durables et plus rentables. Cette étude contribue non seulement à la littérature existante en proposant une nouvelle approche de la logistique plus écologique, mais elle crée également un précédent pour les recherches futures dans le domaine des solutions de transport respectueuses de l'environnement et technologiquement avancées.

Hien et Kor (2022) réalisent une étude complète à partir d'un ensemble de données du gouvernement canadien, couvrant la période 2017-2021, afin d'analyser et de prédire la consommation de carburant et les émissions de CO₂ de 4973 véhicules. L'étude utilise une méthodologie à plusieurs facettes, en commençant par des statistiques descriptives et inférentielles pour comprendre les tendances de la consommation et des émissions et les différences entre les divers types et marques de véhicules. Elle progresse vers la modélisation prédictive en utilisant la régression des séries temporelles, la régression linéaire et polynomiale, la régression linéaire multiple et la régression polynomiale multivariée, chacune évaluée avec des mesures appropriées telles que les valeurs RMSE et R-carré. L'étude se termine par l'application de Convolutional Neural Networks (CNN), une forme du deep learning, pour améliorer la prédiction de la consommation de carburant et des émissions futures sur la base de variables multiples. La recherche fournit une analyse approfondie des données, révélant des idées significatives sur les facteurs qui influencent l'efficacité énergétique et les émissions des véhicules.

Natarajan et al. (2023) présentent une analyse comparative détaillée des algorithmes d'apprentissage automatique pour prédire les émissions de CO₂ des véhicules. Utilisant un

ensemble complet de données provenant du gouvernement canadien, l'étude évalue méticuleusement les performances de plusieurs algorithmes, notamment Catboost, Random Forest, Decision Tree et Gradient Boosting. Catboost se distingue particulièrement par son efficacité à traiter divers types de données et à atténuer l'overfitting, ce qui en fait l'algorithme principal. La recherche évalue les performances des algorithmes à l'aide de mesures clés telles que l'erreur quadratique moyenne (EQM/MSE), le R-carré et l'erreur absolue moyenne (EAM/MAE), fournissant ainsi une base quantitative pour comparer leur précision et leur fiabilité dans la prévision des émissions. Les résultats de cette étude permettent de mieux comprendre comment les différentes approches d'apprentissage automatique peuvent être appliquées aux défis environnementaux, en donnant un aperçu des techniques les plus efficaces pour prédire et finalement atténuer l'impact écologique des émissions des véhicules.

4. METHODOLOGIE

Les données à utiliser pour le modèle d'apprentissage automatique à développer dans le cadre de l'étude ont été obtenues à partir de l'ensemble de données "Fuel Consumption Ratings" fourni par le gouvernement canadien (2022 Fuel Consumption Ratings, 2024). Tout d'abord, il a été vérifié s'il y avait des valeurs manquantes dans l'ensemble des données, et comme il n'y en avait pas, aucune action n'a été entreprise à ce stade. Ensuite, le processus d'analyse des données a été lancé, les distributions des variables numériques ont été analysées, les valeurs aberrantes ont été identifiées et les relations multiples entre les variables numériques ont été évaluées. Sur la base des résultats de l'analyse des données, une sélection d'attributs a été effectuée pour rendre le modèle plus simple et plus efficace. Cette sélection a permis de déterminer les principales variables à utiliser dans la formation au modèle de régression linéaire. Sur les variables sélectionnées, les valeurs aberrantes ont été supprimées, certaines transformations (transformation logarithmique) ont été appliquées pour rapprocher les données de la distribution normale et, enfin, l'apprentissage du modèle a été complété par des opérations de normalisation.

4.1 LES DONNEES

La base de données « Fuel Consumption Ratings » partagée par le gouvernement canadien contient environ 700 exemples de véhicules et 15 variables. Ces variables sont présentées dans le Tableau 4.1.1. Certaines de ces variables sont catégoriques et d'autres prennent des valeurs numériques. Parmi les variables catégorielles, « Make » indique la marque du fabricant, « Model » indique le modèle spécifique du véhicule, « Vehicle Class » indique le groupe de type du véhicule, « Transmission » indique la structure de l'engrenage du véhicule, « Fuel Type » indique le type de carburant utilisé. En outre, les termes « CO2 rating » et « Smog rating » renvoient aux regroupements effectués par les personnes qui ont développé l'ensemble de données. Les variables numériques comprennent « Model Year » l'année de production du véhicule, « Engine Size » la taille du moteur, « Cylinder » le nombre de

cylindres du moteur, « Fuel Consumption » la quantité de carburant consommée et « CO2 emission » la quantité d'émissions de carbone causées par le véhicule par kilomètre.

Tableau 4.1.1 Les variables des données

Nom de Variable	Type	Description
Model Year	Entier	-
Make	Catégorique	-
Model	Catégorique	4WD/4X4 = Four-wheel drive; AWD = All-wheel drive; FFV = Flexible-fuel vehicle; SWB = Short
Vehicle Class	Catégorique	-
Engine Size (L)	Entier	-
Cylinders	Entier	-
Transmissions	Catégorique	A = automatic; AM = automated manual; AS = automatic with select shift; AV = continuously
Fuel Type	Catégorique	-
Fuel Consumption City (L/100 km)	Entier	-
Fuel Consumption Highway (L/100 km)	Entier	-
Fuel Consumption Combined (L/100 km)	Entier	la consommation combinée (55 % en ville, 45 % sur route) est indiquée en L/100 km
Fuel Consumption Combined (mpg)	Entier	la consommation combinée (55 % en ville, 45 % sur route) est indiqué en miles par gallon impérial
CO2 emissions (g/km)	Entier	les émissions d'échappement de dioxyde de carbone (en grammes par kilomètre) pour la conduite combinée en ville et sur autoroute
CO2 rating	Catégorique	les émissions d'échappement de dioxyde de carbone évaluées sur

		une échelle de 1 (pire) à 10 (meilleure)
Smog rating	Catégorique	les émissions d'échappement de polluants générateurs de smog notées sur une échelle de 1 (pire) à 10 (meilleure)

4.2 LES ALGORITHMES

4.2.1. Régression Linier

L'analyse de régression linéaire est un modèle basé sur la prédiction de la valeur d'une variable numérique en fonction d'autres variables. En utilisant des méthodes telles que les moindres carrés et la déviation absolue moyenne, on trouve des variables de paramètres qui minimisent la différence entre les prédictions et les valeurs réelles.

La formulation obtenue par régression linéaire est ci-dessous :

$$Y \approx \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + \epsilon \quad (4.1)$$

Les variables $X_1, X_2, \dots, X_p$ indiquent les variables données dans l'ensemble de données.

Y = valeur objective

ϵ = erreur irréductible

$\hat{Y}$ = représente les expressions de valeur estimée

$$\hat{Y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_1 + \hat{\beta}_2 X_2 + \dots + \hat{\beta}_p X_p \quad (4.2)$$

Les notions $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_p$ sont des valeurs de paramètres estimées en fonction de la méthodologie utilisée.

La méthode de régression linéaire est entraînée à l'aide de Python 3 et de Scikit Learn, une bibliothèque libre de Python.

4.3 MESURE DE PERFORMANCE

Pour mesurer la performance du modèle de régression linéaire, l'erreur quadratique moyenne, l'erreur absolue moyenne, R^2 sont utilisés.

4.3.1. Erreur Quadratique Moyenne

$$MSE = \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (4.3)$$

n = nombre d'exemples dans l'ensemble de données

y_i = i ème exemple

$\hat{y}_i$ = valeur prédite pour le i ème exemple par modèle

A mesure que les points de données se rapprochent de la ligne de régression, le modèle comporte moins d'erreurs, ce qui diminue MSE. Un modèle avec moins d'erreurs produit des prédictions plus précises. MSE est une méthode sensible aux valeurs aberrantes donc s'il y a des valeurs aberrantes, MSE prendra des valeurs élevées.

4.3.2. Erreur Absolue Moyenne

$$MAE = \frac{\sum |y_i - \hat{y}_i|}{n} \quad (4.4)$$

MAE est une méthode comme MSE mais au lieu de prendre le carré de la différence entre la valeur objective et la valeur prédite, elle prend la valeur absolue de cette différence. Nous pouvons donc dire que le MAE est plus robuste aux valeurs aberrantes que le MSE.

4.3.3. R^2

$$R^2 = 1 - \frac{\text{variance expliquée par le modèle}}{\text{variance totale}} = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (4.5)$$

R^2 indique le pourcentage de variance de la variable objective qui peut être expliqué par les autres variables. Il faut donc une valeur comprise entre 0 et 100. Habituellement, plus le R^2 est grand, plus le modèle de régression s'adapte mieux à vos observations. Mais il faut être prudent car même en ajoutant une variable qui ne présente aucune information sur la variable objectif, la valeur de R^2 peut augmenter. Alors, Il sera plus précis d'utiliser R^2 ajusté.

4.3.4. R^2 Ajusté

$$R^2 \text{ Ajusté} = 1 - \frac{(1 - R^2)(N - 1)}{N - p - 1} \quad (4.6)$$

N = nombre d'exemples

p = nombre de variables indépendantes

R^2 ajusté fonctionne comme r^2 mais lorsque nous ajoutons une variable indépendante qui ne fournit pas d'informations supplémentaires sur la valeur cible, sa valeur diminuera au lieu d'augmenter. Il comprend un terme pénalisant au fur et à mesure que le nombre de variables indépendantes dans le modèle augmente. Ce terme pénalisant évalue si chaque nouvelle variable ajoutée contribue au pouvoir explicatif du modèle. Si une variable du modèle ne fournit pas d'informations supplémentaires sur la variable objectif, la valeur du R-carré ajusté diminue.

4.4 RÉSEAU DE CLIENT

Cette étude porte sur les processus de distribution des cargaisons dans la ville. Toutefois, en raison de l'importance que les entreprises de cargo attachent à la confidentialité des données relatives aux clients, un script générant des systèmes de réseaux de clients randomisés à l'aide

de Python a été écrit pour développer notre modèle mathématique. La figure 4.4.1 montre un exemple de la structure du client générée par ce code.

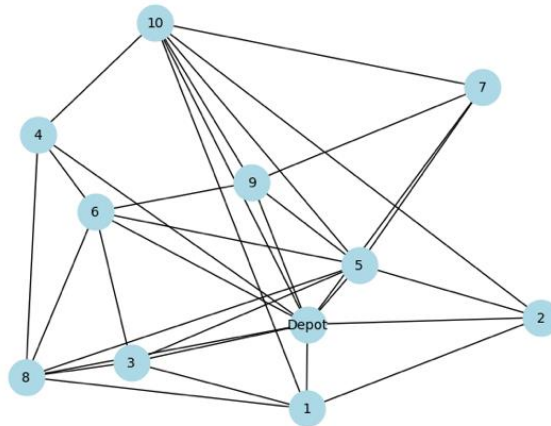


Figure 4.4.1 Exemple de réseau client

5. APPLICATION NUMÉRIQUES

5.1 ANALYSE DE DONNEES EXPLORATOIRE

Dans la section d'analyse exploratoire des données, les bibliothèques de Python Pandas, Matplotlib et Seaborn sont utilisées.

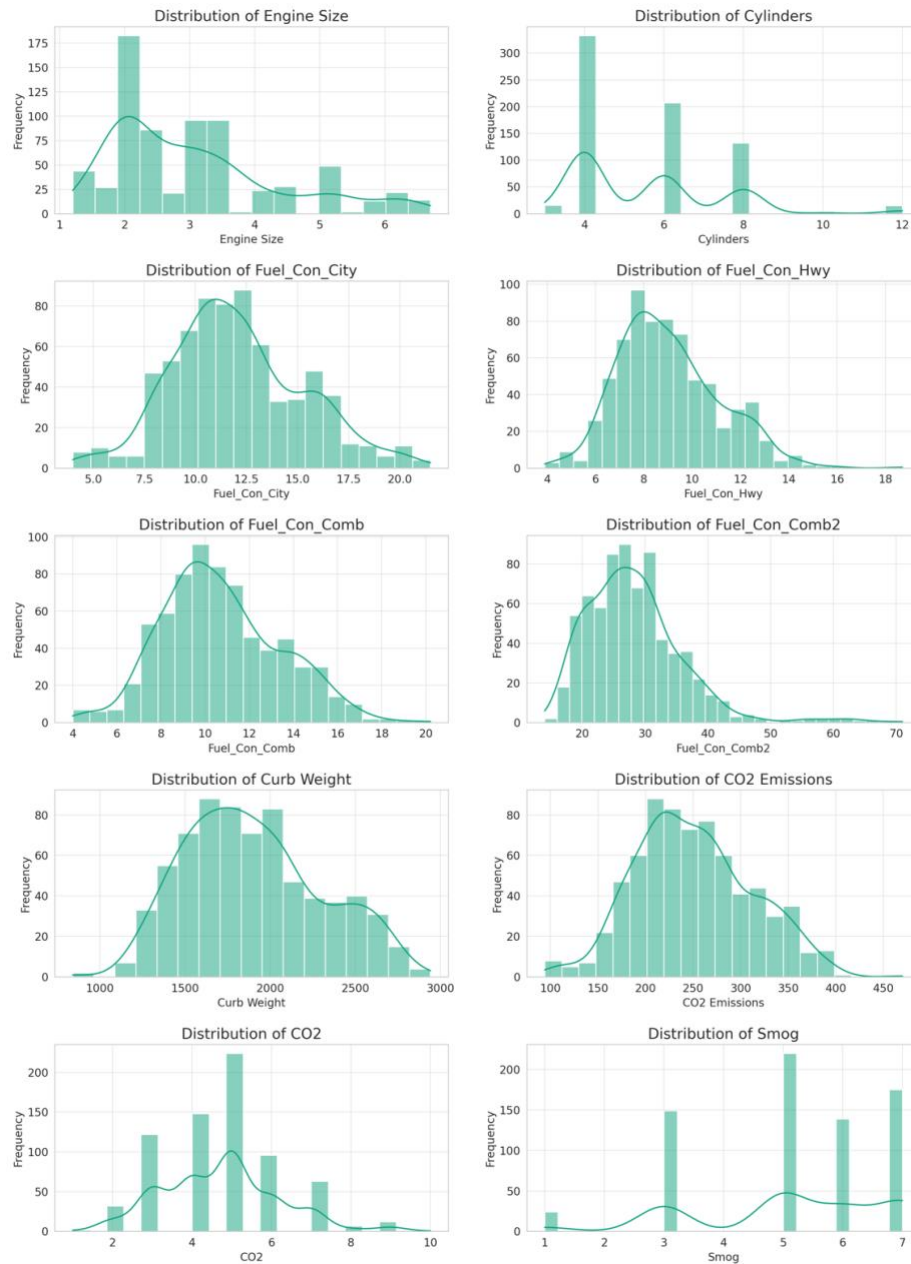


Figure 5.1.1 Distributions de variables numériques

Les histogrammes des variables sont présentés dans la Figure 5.1.1. La raison principale de l'analyse des histogrammes est d'obtenir des informations sur la distribution des variables. L'une des hypothèses de la régression linéaire, à savoir l'hypothèse d'une distribution normale des variables, a été vérifiée.

- Fuel Consumption Variables (City, Hwy, Comb) : Ces caractéristiques présentent des distributions asymétriques à droite, ce qui indique que la plupart des véhicules ont une consommation de carburant plus faible et que peu de véhicules ont une consommation de carburant élevée. On peut donc envisager d'appliquer une transformation logarithmique à ces caractéristiques.
- Fuel Consumption Comb (mpg) : Cette caractéristique, qui représente le rendement énergétique en miles par gallon, présente également une distribution asymétrique à droite.
- Curb Weight : La distribution du poids à vide ressemble à une distribution normale avec une légère asymétrie vers la droite.
- CO2 Emissions : Les émissions de CO2 présentent une distribution asymétrique à droite, la plupart des véhicules émettant de faibles quantités de CO2.

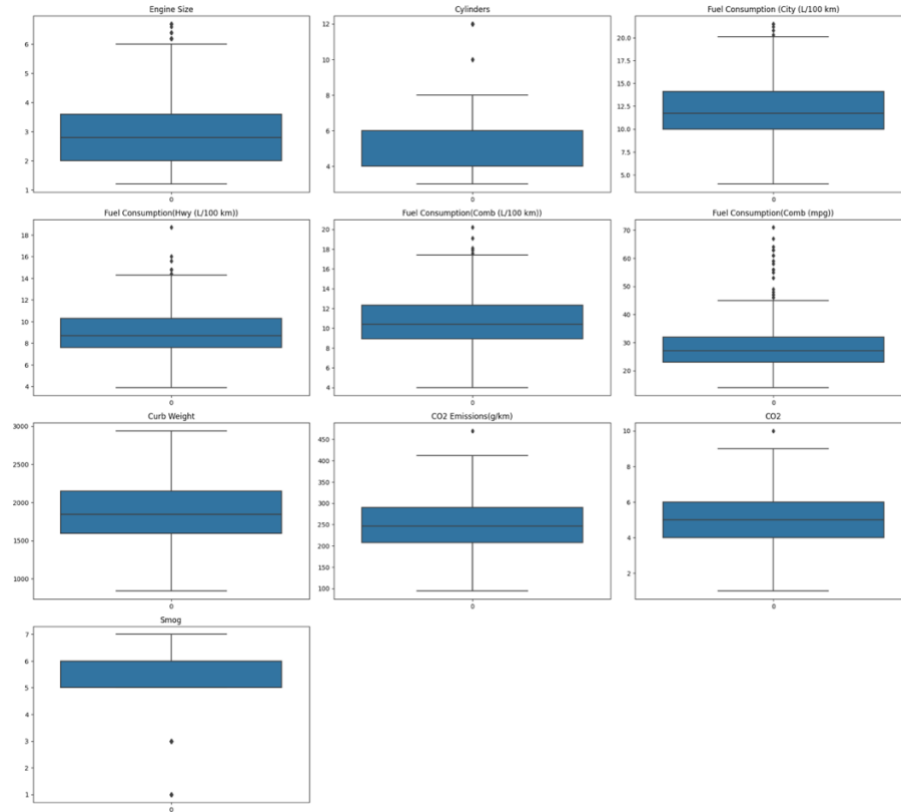


Figure 5.1.2 Diagrammes en boîte des variables numériques

Des diagrammes en boîte ont également été analysés pour vérifier si les variables présentaient des valeurs aberrantes. La figure 5.1.2 présente les diagrammes en boîte des variables.

- Engine Size, Cylinders, Curb Weight: Ces caractéristiques présentent des valeurs aberrantes, en particulier dans les limites supérieures de leur distribution. Cela indique la présence de véhicules dont la taille du moteur, le nombre de cylindres et le poids à vide sont significativement plus élevés que ceux de la majorité des véhicules.

Puisque nous prévoyons de former une méthode de régression linéaire, nous devons faire attention aux valeurs aberrantes car l'existence de valeurs aberrantes peut influencer le processus de formation. Nous devons donc envisager de supprimer les valeurs aberrantes pour certaines de ces variables avant de commencer la formation.

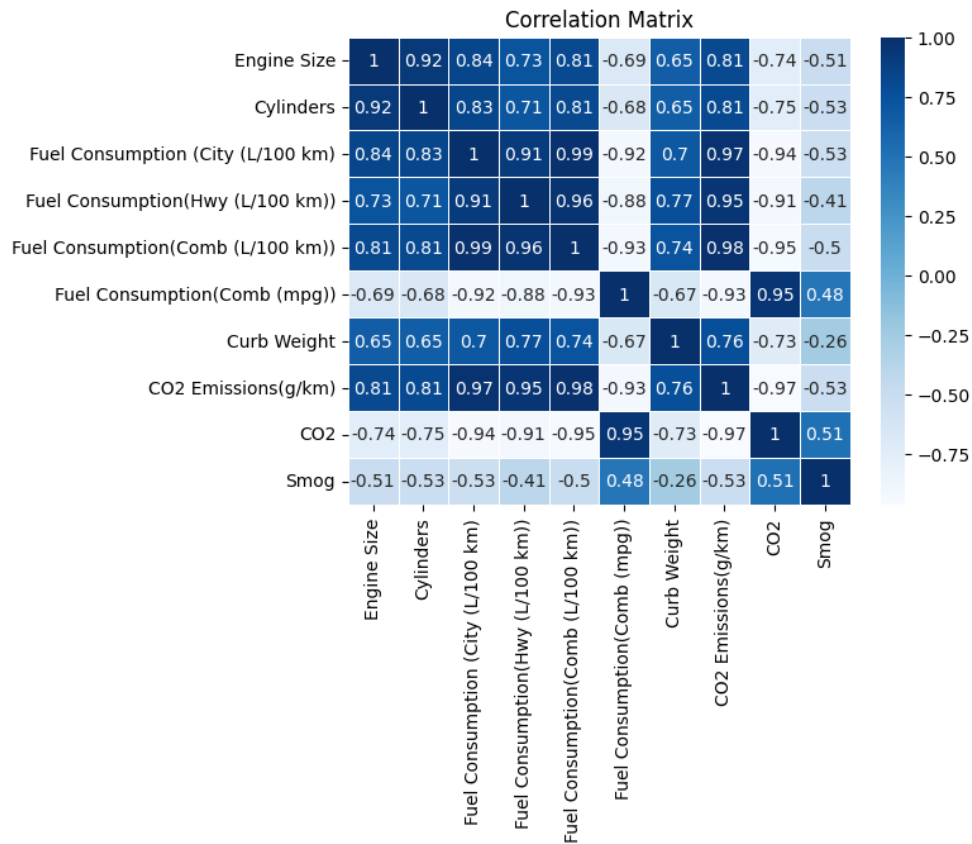


Figure 5.1.3 La carte thermique de corrélation

La figure 5.1.3 montre une carte des températures basée sur la corrélation des valeurs numériques. Lorsque nous examinons les valeurs de la carte thermique de corrélation, nous observons que les variables numériques sont fortement corrélées. Cette situation peut nous empêcher d'interpréter des estimations de coefficient correctes. Il est donc préférable d'éliminer certaines de ces variables et d'obtenir un modèle plus petit. Puisque on veut créer un modelé de routage qui s'occuper du transport dans une ville, c'est logique de supprimer les variables, Fuel Consumption (Hwy (L/100 km)), Fuel Consumption (Comb (L/100 km)), Fuel Consumption (Comb (mpg)) et aussi quelques autres variables comme CO2 et Smog.

5.2 PREMIERS RESULTATS

Tableau 5.2.1 Performance du modèle en utilisant toutes les variables indépendantes

Mesure de performance	
MSE	0.0006106260527984107
MAE	0.017347688511505057
R^2	0.9994403763350511

Les valeurs obtenues par le modèle formé à la suite de l'utilisation de toutes les variables dans les critères de performance sont indiquées dans le Tableau 5.2.1. En fonction des valeurs des mesures de performance, nous pouvons dire qu'il y a un problème avec le modèle. Parce que R^2 prend une valeur due à 1, cela indique que les variables indépendantes peuvent expliquer toute la variance de la variable objective. On peut donc envisager d'appliquer une méthode de régularisation telle que le modèle de régression 'Lasso'. Le Tableau 5.2.2 montre les valeurs des mesures de performance obtenues par le modèle de régression formé à l'aide de Lasso et de toutes les variables. Cependant, les performances du modèle ne sont toujours pas proches de la réalité, car pour obtenir des valeurs aussi faibles dans un ensemble de données à forte variation, le modèle doit mémoriser les données de l'ensemble d'apprentissage au lieu de les apprendre. La mémorisation ne donnerait pas d'aussi bons résultats sur l'ensemble de données testé.

Tableau 5.2.2 Performance du modèle en utilisant toutes les variables indépendantes et régularisation

Mesure de performance	
MSE	0.013258062746657183
MAE	0.0886113625369943
R^2	0.9878493136177142

Maintenant, nous pouvons comparer les valeurs des coefficients prédits avant (Figure 5.2.1) et après la régularisation (Figure 5.2.2) :

	Predictor	Coefficient			
0	Engine Size	8.981631e-03			
1	Cylinders	-3.275787e-03			
2	Fuel Consumption (City (L/100 km))	3.582845e-01			
3	Fuel Consumption(Hwy (L/100 km))	1.946176e-01	26	Transmission_AM6	3.159454e-02
4	Fuel Consumption(Comb (L/100 km))	4.563077e-01	27	Transmission_AM7	4.082840e-03
5	Fuel Consumption(Comb (mpg))	-7.336251e-03	28	Transmission_AM8	2.327799e-02
6	Curb Weight	-2.470082e-03	29	Transmission_AM9	-4.871560e-03
7	CO2	-1.084160e-02	30	Transmission_AS10	1.281812e-02
8	Smog	5.489054e-04	31	Transmission_AS5	-2.476326e-02
9	Vehicle Class_Full-size	1.113280e-02	32	Transmission_AS6	1.110500e-02
10	Vehicle Class_Mid-size	-1.860931e-04	33	Transmission_AS7	1.831560e-02
11	Vehicle Class_Minicompact	4.791947e-03	34	Transmission_AS8	2.080494e-03
12	Vehicle Class_Minivan	1.055419e-02	35	Transmission_AS9	5.698572e-03
13	Vehicle Class_Pickup truck: Small	1.135919e-02	36	Transmission_AV	8.430657e-03
14	Vehicle Class_Pickup truck: Standard	5.996837e-03	37	Transmission_AV1	2.997076e-02
15	Vehicle Class_SUV: Small	3.704393e-03	38	Transmission_AV10	2.413153e-03
16	Vehicle Class_SUV: Standard	1.221170e-02	39	Transmission_AV6	-1.916595e-02
17	Vehicle Class_Special purpose vehicle	1.979810e-04	40	Transmission_AV7	1.424589e-03
18	Vehicle Class_Station wagon: Mid-size	3.996110e-03	41	Transmission_AV8	3.320663e-04
19	Vehicle Class_Station wagon: Small	8.154430e-03	42	Transmission_M5	3.124295e-03
20	Vehicle Class_Subcompact	-5.415532e-03	43	Transmission_M6	4.658990e-03
21	Vehicle Class_Two-seater	-5.890963e-03	44	Transmission_M7	-6.661338e-16
22	Transmission_A6	2.825462e-02	45	Fuel_E	-2.546083e+00
23	Transmission_A7	7.608721e-03	46	Fuel_X	-5.693035e-01
24	Transmission_A8	6.275255e-03	47	Fuel_Z	-5.759294e-01
25	Transmission_A9	6.078031e-03			

Figure 5.2.1 Valeurs prédites pour les coefficients avant l'application de la régularisation

	Predictor	Coefficient
0	Engine Size	0.029582
1	Cylinders	0.012754
2	Fuel Consumption (City (L/100 km))	0.016132
3	Fuel Consumption(Hwy (L/100 km))	0.060194
4	Fuel Consumption(Comb (L/100 km))	0.487623
5	Fuel Consumption(Comb (mpg))	-0.000000
6	Curb Weight	0.053524
7	CO2	-0.329621
8	Smog	-0.029345
9	Other Variables	0

Figure 5.2.2 Valeurs prédites pour les coefficients après l'application de la régularisation

Comme le montre la figure 5.2.2, le Lasso fait converger le coefficient de nombreuses variables vers 0. C'est l'un des effets de la régularisation. La méthode de régularisation de Lasso a puni certaines variables dans le modelé pour obtenir un modelé plus petit. Pour obtenir un modelé plus petit que le premier modelé, on peut envisager à supprimer ces variables.

5.3 SUPPRESSION DES VALEURS ABERRANTES

Comme nous l'avons observé dans la partie d'analyse exploratoire des données, il existe des valeurs aberrantes pour certaines variables numériques. Dans cette section, la suppression des valeurs aberrantes est appliquée. La Figure 5.3.1 montre les distributions des variables après élimination des valeurs aberrantes. En supprimant les valeurs aberrantes, le modèle est désormais capable de prédire de manière plus cohérente et de capturer plus facilement les caractéristiques de l'ensemble des données.

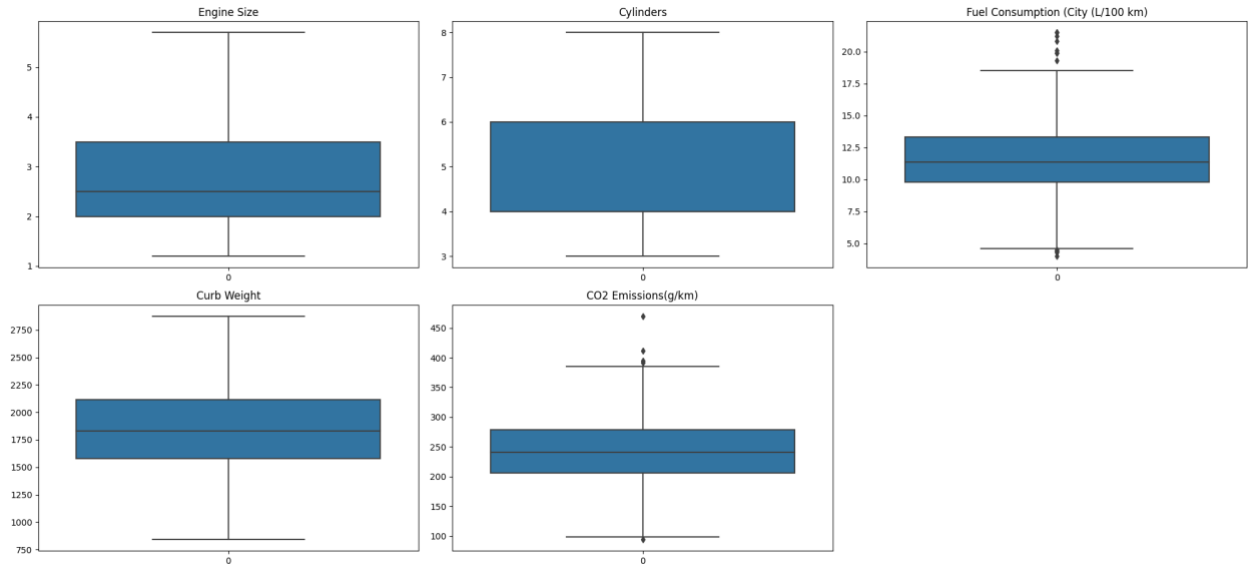


Figure 5.3.1 Diagrammes en boîte des variables numériques après la suppression des valeurs aberrantes

5.4 SELECTION DE SOUS-ENSEMBLES DES VARIABLES

D'après les résultats de la méthode Lasso, les variables suivantes ont été supprimées : Vehicle Class, Transmission, Fuel. Étant donné que nous examinons le processus de distribution des cargaisons dans une ville, nous avons également supprimé les variables : Fuel Consumption Hwy, Fuel Consumption Comb et Fuel Consumption Comb (mpg) afin d'obtenir un modèle plus simple. En utilisant les variables restantes de l'ensemble de variables, une méthode ascendante est appliquée avec R^2 ajusté pour sélectionner un sous-ensemble de variables. A la fin de ces opérations, nous avons constaté qu'en utilisant trois variables - Fuel Consumption City, Engine Size et Curb Weight - le modèle peut expliquer 92,10 % de la variance de la variable cible dans l'ensemble de test. Le Tableau 5.4.1 présente les valeurs obtenues par les mesures de performance utilisées. Lorsque nous examinons les valeurs indiquées dans le tableau, nous pouvons dire que le modèle offre des performances réalistes à ce stade et apprend les modèles au lieu de mémoriser les données.

Tableau 5.4.1 Performances du modèle en utilisant le sous-ensemble sélectionné

Mesure de performance	
MSE	209.54219729004822
MAE	7.236837096383555
R^2	0.9214584720729622

Maintenant, on peut observer que le modèle performe de manière plus réaliste qu'avant. La Figure 5.4.1 présente les valeurs des coefficients calculés par le modèle pour les variables utilisées. En utilisant ces coefficients, nous pouvons obtenir la formule de régression multivariée qui calcule la quantité d'émissions de carbone causée par un véhicule.

	Predictor	Coefficient
0	Engine Size	-3.850035
1	Fuel Consumption (City (L/100 km)	51.187710
2	Curb Weight	10.549372

Figure 5.4.1 Valeurs prédites pour les coefficients

5.5 MODELE MATHEMATIQUE

Nous avons développé un modèle mathématique pour résoudre le processus de distribution d'un centre avec une structure de flotte comprenant des véhicules électriques et à combustion interne.

$$\text{Min} \sum_{k=0}^K \sum_{i=0}^N \sum_{j=0, i \neq j}^N d_{ij} \cdot x_{ijk} \cdot \text{CO2}_k \quad (5.1)$$

Sujet à:

$$\sum_{i=0, i \neq j}^N \sum_{k=0}^K x_{ijk} = 1 \quad \text{pour } j = 1 \text{ à } N \quad (5.2)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^N x_{0jk} = 1 \quad (5.3)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N x_{i0k} = 1 \quad (5.4)$$

$$\sum_{i=0}^N x_{ijk} - \sum_{i=0}^N x_{jik} = 0 \quad \text{pour } j = 0 \text{ to } N \text{ et pour chaque véhicule } k \quad (5.5)$$

$$\sum_{i=0}^N \sum_{j=0, i \neq j}^N \text{demande}_j \cdot x_{ijk} \leq Q_{EV} \quad \text{pour } k = 0 \text{ à } EV_count \quad (5.6)$$

$$\sum_{i=0}^N \sum_{j=0, i \neq j}^N \text{demande}_j \cdot x_{ijk} \leq Q_{ICE} \quad \text{pour } k = 0 \text{ à } ICE_count \quad (5.7)$$

$$\sum_{i=0}^N \sum_{j=0, i \neq j}^N d_{ij} \cdot x_{ijk} \leq M_{EV} \quad (5.8)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{(i,j) \in S, i \neq j} x_{ijk} \leq |S| - 1 \quad S \subseteq V/\{0\} \quad (5.9)$$

$$X_{ijk} \in \{0,1\} \quad \forall (i,j) \in \mathcal{A} \quad (5.10)$$

Variables et paramètres utilisés dans le modèle :

1. x_{ijk} : l'existence d'un chemin du nœud i au nœud j avec le véhicule k (variable binaire, $\{0, 1\}$).
2. d_{ij} : distance entre le nœud i et le nœud j .
3. $CO2_k$: la quantité d'émissions de carbone produites par kilomètre prédite par l'apprentissage automatique pour le véhicule k
4. EV_count : Nombre de véhicules électriques.
5. ICE_count : Nombre de véhicules à combustion interne.
6. K : Nombre total de véhicules ($K = EV_count + ICE_count$)
7. N : Nombre total de clients

8. Q_{EV} : Capacité du véhicule électrique.
9. Q_{ICE} : Capacité du véhicule à moteur à combustion interne.
10. M_{EV} : Distance maximale que peut parcourir le véhicule électrique.
11. $demande_j$: Demande au nœud j .

La fonction objective (5.1) calcule les émissions de carbone résultant de la distance totale parcourue par chaque véhicule utilisé dans la flotte. La contrainte (5.2) indique que chaque client n'est visité qu'une seule fois, tandis que les contraintes (5.3) et (5.4) indiquent que chaque véhicule doit quitter le dépôt et y revenir. La contrainte (5.5) impose que le nombre de véhicules entrant et sortant d'un point client soit égal. Les contraintes (5.6) et (5.7) définissent des contraintes de capacité différentes pour les véhicules électriques et les véhicules à combustion interne. La contrainte (5.8) définit la distance maximale que les véhicules électriques peuvent parcourir. Enfin, la contrainte (5.9) agit comme une contrainte d'élimination des sous-tours.

6. ANALYSE DES RESULTATS OBTENUS ET DISCUSSIONS

Le modèle présenté dans le cinquième chapitre a été codé à l'aide de la bibliothèque Python appelée PuLP. Grâce à l'utilisation du langage de programmation Python, les contraintes d'élimination des sous-tours, qui sont très difficiles à mettre en pratique dans les programmes d'optimisation, ont pu être utilisées. Le modèle traduit en code avec PuLP a été combiné avec un script de création d'un réseau de clients, également développé en Python, et un modèle de programmation linéaire multivariée développé sur les données d'émission de CO2 pour obtenir un programme compact. De cette manière, les applications ont pu être réalisées plus rapidement et de manière optimale.

Nous pouvons examiner les résultats obtenus à partir du modèle ci-dessous :

Expérience 1 :

Nombre de clients : 8

	latitude	longitude	demand
0	0.000000	0.000000	0
1	-22.271700	9.399566	1
2	-12.669223	-19.927343	4
3	17.124097	-17.732823	3
4	11.980668	14.423356	2
5	13.876201	7.195787	3
6	16.053633	-7.586158	1
7	21.497878	2.119318	1
8	-5.230921	9.605241	8

Figure 6.1 Coordonnées du dépôt et des clients, générées de manière randomisée

La figure 6.1 montre les coordonnées et les quantités demandées calculées aléatoirement pour 8 clients à l'aide d'un script Python. Dans la première étape de l'expérience, le modèle est exécuté avec 0 véhicule électrique et 2 véhicules à combustion interne. Le résultat des itinéraires optimaux en raison des contraintes de capacité et de la minimisation des émissions de carbone dans la fonction objective est présenté dans la Figure 6.2. Les lignes bleue et noire indiquent les itinéraires optimaux pour les deux véhicules à combustion interne utilisés dans

l'expérience. Enfin, la quantité totale d'émissions de carbone causée par cette distribution est d'environ 41700 grammes.

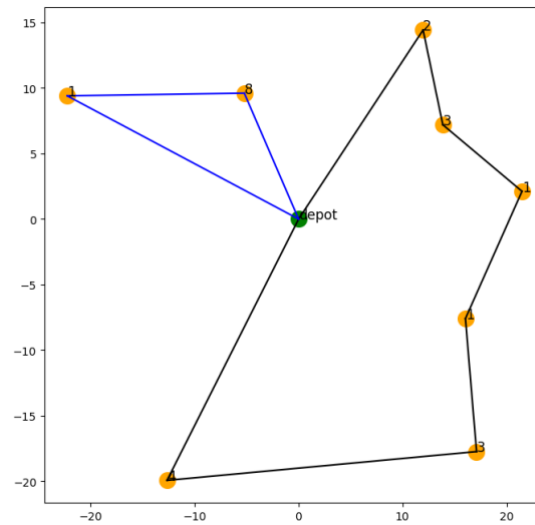


Figure 6.2 Itinéraires optimaux

Si on résout ce problème sur un système de dépôt avec une structure de flotte mixte composée d'un véhicule électrique et d'un véhicule à combustion interne, on trouve les itinéraires optimaux comme indiqué dans la Figure 6.3. En outre, la quantité totale d'émissions de carbone causée par la distribution est d'environ 30888 grammes. Sur cette base, nous pouvons observer que nous avons obtenu une réduction de 25,9 % de la quantité totale d'émissions de carbone causées par le processus, grâce à l'utilisation d'un système de flotte mixte. Dans le graphique ci-dessous, la ligne noire indique le parcours du véhicule électrique et la ligne bleue indique le parcours du véhicule à combustion interne.

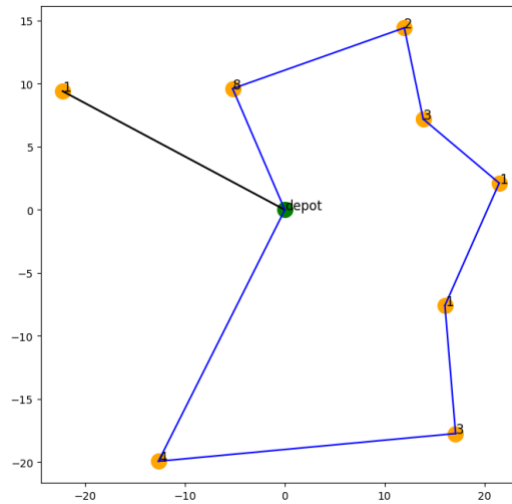


Figure 6.3 Itinéraires optimaux (flotte mixte)

Expérience 2 :

Nombre de clients : 12

Pour la deuxième expérience, le nombre de clients a été augmenté, un autre objectif étant d'observer l'augmentation de la durée d'exécution du modèle VRP développé en raison de l'augmentation du nombre de clients. Les valeurs obtenues à la fin de l'étude sont présentées dans le Tableau 6.1 et les itinéraires optimaux résultant des tests sont présentés dans les Figures 6.4 et 6.5. Il est également possible de voir l'effet des modifications des paramètres du modèle sur les itinéraires optimaux dans ces figures. Dans le scénario où les véhicules électriques ne sont pas inclus, la quantité d'émissions de carbone causées est de 45177 grammes, alors que cette valeur diminue à 22343 grammes avec l'inclusion d'un véhicule électrique avec une limite de distance de 100 km. En effectuant une analyse de sensibilité, si nous procédons avec le résultat de l'utilisation d'un véhicule électrique avec une contrainte de distance de 150 km au lieu de 100 km, ce nombre diminue à 19796 grammes.

Tableau 6.1 Résultats de l'expérience 2

Expérience	Nombre de véhicules / Contraintes	Émissions totales de carbone
2.1	#véhicule à combustion interne = 2 #véhicule électrique = 0	45177
2.2	#véhicule à combustion interne = 1 #véhicule électrique = 1 Contrainte de missiles (EV) = 100	22343
2.3	#véhicule à combustion interne = 1 #véhicule électrique = 1 Contrainte de missiles (EV)= 150	19796

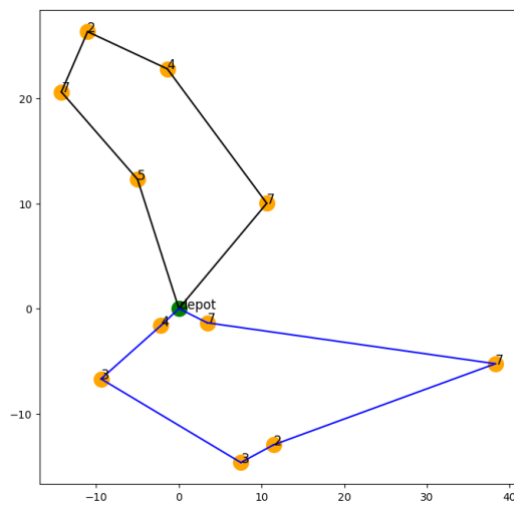


Figure 6.4 Résultat de l'expérience 2.1

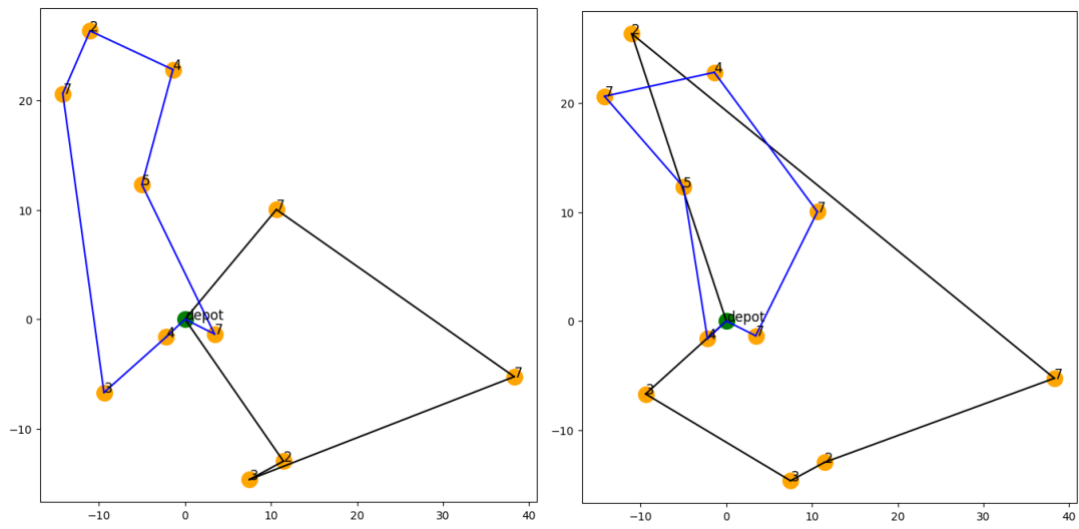


Figure 6.5 Résultat de l'expérience 2.2 et 2.3

À titre d'exemple, les résultats des deux expériences montrent que le passage à un système de flotte mixte aura un impact positif sur la quantité d'émissions de carbone causées par un processus de distribution de fret. En outre, les résultats de la sélection des véhicules, expériences 2.2 et 2.3, montrent l'importance de la sélection des véhicules lors de la création d'une flotte mixte. En clair, comme le montre l'expérience, les contraintes de distance totale de deux véhicules électriques ayant les mêmes caractéristiques sont différentes, ce qui se traduit par des itinéraires optimaux différents et une quantité d'émissions de carbone différente.

7. EVALUATION GENERALE DU PROJET

Au cours de l'analyse documentaire que j'ai réalisée au premier semestre, j'ai créé un plan général de déroulement du projet, qui consistait à examiner l'ensemble de données, à entraîner le modèle d'apprentissage automatique, à développer le modèle mathématique et à mener des expériences. Au début du second semestre, j'ai organisé le déroulement du projet de manière plus détaillée et j'ai commencé à travailler sur le projet. Je peux dire que j'ai essentiellement respecté ce plan tout au long du second semestre. Dans le processus de développement du modèle mathématique, nous avons créé notre propre modèle en nous référant à un modèle de routage qui élimine les contraintes d'élimination des sous-tours. Cependant, j'ai rencontré quelques problèmes lors de l'écriture de ce modèle avec Python. Suite à ces problèmes, je l'ai adapté à notre problème en me référant à un modèle différent et j'ai pu l'exécuter avec succès avec Python. En dehors de ce problème, je n'ai pas rencontré d'autres problèmes affectant le processus du projet.

L'un des objectifs du projet est d'estimer la quantité d'émissions de carbone causées par un véhicule à l'aide d'un modèle d'apprentissage automatique au lieu de formules mathématiques, contrairement à d'autres recherches dans la littérature. Ainsi, un ensemble de données publié par le gouvernement canadien a été utilisé pour la formation du modèle de programmation linéaire multivariée afin de trouver des valeurs approximatives en s'éloignant des calculs complexes, et selon les résultats obtenus, ce modèle peut être considéré comme réussi. Un autre objectif est de combiner le modèle mathématique développé avec ce modèle d'apprentissage automatique. Grâce aux expériences menées sur ce modèle, l'objectif global du projet, qui est de minimiser la quantité d'émissions de carbone résultant d'une opération de distribution de cargaison, a été atteint. Il a été observé que les impacts négatifs du processus de distribution sur l'environnement peuvent être réduits en incluant des véhicules électriques dans la flotte de véhicules du centre de distribution de cargaison. Grâce à ce modèle d'acheminement, les organisations telles que les centres de cargaison et les systèmes de livraison de produits alimentaires peuvent minimiser l'impact environnemental de leurs processus opérationnels et les rendre durables. Ainsi, l'augmentation des émissions de

carbone, qui est l'un des principaux problèmes actuels, peut être ralentie et les problèmes économiques, environnementaux et sanitaires causés par le réchauffement de la planète peuvent être évités. En outre, ce modèle peut être adapté à de nombreux autres problèmes de l'industrie et, dans les cas où l'utilisation de combustibles fossiles est nécessaire, il peut permettre d'en réduire la quantité au minimum.

8. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

L'objectif principal de ce projet est d'établir un modèle mathématique visant à minimiser la quantité totale d'émissions de carbone causées par le processus de livraison de cargaisons dans la ville. Conformément à cet objectif, le but du projet peut être divisé en sous-titres : tout d'abord, estimer la quantité d'émissions de carbone émises lors de l'utilisation d'un véhicule et ensuite développer un modèle pour résoudre le problème de routage à l'aide de ce modèle d'estimation. De cette manière, il s'agit de montrer que les problèmes environnementaux causés par ce processus peuvent être évités ou réduits.

Tout d'abord, on a obtenu des informations sur les problèmes de routage et les modèles d'estimation des émissions de carbone en examinant la littérature. Conformément à ces informations, on a constaté que la plupart des études dans la littérature estiment la quantité d'émissions de carbone causées par un véhicule à l'aide de formules mathématiques. Étant donné que les formules mathématiques sont complexes et qu'un modèle d'apprentissage automatique peut fournir des valeurs approximatives pour ces estimations, on a travaillé sur un modèle de régression linéaire multivariée pour estimer les émissions de carbone causées par un véhicule équipé d'un moteur à combustion interne. Au cours du processus de développement du modèle, l'ensemble des données utilisées a été examiné en détail et les étapes d'élimination des valeurs manquantes, de détection des valeurs aberrantes et de sélection de celles qui ont la plus grande contribution parmi les variables ont été appliquées respectivement. L'approche de régression par étapes a été utilisée au cours du processus de sélection des variables. Le langage de programmation Python a été utilisé dans le processus de développement. En conséquence, un modèle avec une valeur R^2 de 92% a été obtenu.

Après le développement du modèle de régression linéaire multivariée, nous nous sommes concentrés sur la modélisation mathématique du problème de routage. Au cours de la construction du modèle, certains ajustements ont été effectués pour répondre aux contraintes de notre propre problème en utilisant les modèles identifiés dans le processus de recherche

documentaire. Ces ajustements sont les suivants : ajustement des contraintes en fonction de la flotte en structure hybride, introduction de contraintes de distance avec l'inclusion de véhicules électriques, création de contraintes de capacité des véhicules différentes pour les véhicules à combustion interne et les véhicules électriques, et enfin inclusion d'estimations des émissions totales de carbone dans la fonction objective. Un modèle CVRP fonctionnant avec une flotte homogène a été pris comme référence pour le modèle et a été adapté à notre problème avec les ajustements ci-dessus. Ensuite, ce modèle a été rendu applicable avec la bibliothèque Python nommée PuLP.

Après la création de la version finale du modèle, un script générant des réseaux de clients aléatoires a été écrit en Python. De cette manière, un réseau de clients aléatoire peut être pris en considération compte tenu du nombre de clients spécifié dans le processus d'expérimentation, et le modèle mathématique peut être testé directement sur ce réseau de clients.

Les tests ont permis de constater que dans un centre de cargaison qui distribue uniquement avec une flotte de véhicules à combustion interne, si l'un des véhicules de la flotte est remplacé par un véhicule électrique, la quantité d'émissions de carbone causée par l'ensemble du processus est réduite. Au vu de ces résultats, on peut dire que le projet a atteint son objectif principal. Il apparaît clairement que la conception présentée lors du développement du modèle permet d'optimiser le processus de distribution de la cargaison. En outre, les effets des contraintes du modèle ont été testés dans le cadre du processus expérimental et les contrôles ont permis de déterminer que l'effet des contraintes sur les résultats était positif.

Le modèle présente certains points qui peuvent être améliorés à l'avenir. Dans le modèle mathématique développé, la quantité d'émissions de carbone causée par l'utilisation d'un véhicule est prise en compte. Cependant, on sait que des processus tels que la production et la recharge d'un véhicule électrique sont également à l'origine d'émissions de carbone. En déterminant les coûts de ces processus en unités d'émission de carbone, la fonction objective

du modèle peut être mise à jour et le calcul de la quantité d'émission de carbone causée par le processus de distribution des cargaisons peut être développé de manière plus réaliste.

BIBLIOGRAPHIE

Bektas, T., & Laporte, G. (2011). The Pollution-Routing Problem. *Transportation Research Part B: Methodological*, 1232-1250.

Energy and the environment explained, Greenhouse gases and the climate. (2024, Février 25). Retrieved from U.S. Energy Information Administration: <https://www.eia.gov/energyexplained/energy-and-the-environment/greenhouse-gases-and-the-climate.php>

Erdoğan, S., & Miller-Hooks, E. (2012). A green vehicle routing problem. *Transportation research part E: logistics and transportation review*, 48(1), 100-114.

Goeke, D., & Schneider, M. (2015). Routing a mixed fleet of electric and conventional vehicles. *European Journal of Operational Research*, 245(1), 81-99.

GPT-4, OpenAI, 2023. Il a été utilisé pour compiler les analyses et les résultats du processus d'analyse documentaire.

Grantham Institute – Climate Change and the Environment. (2024, Février 12). Retrieved from Imperial: <https://www.imperial.ac.uk/grantham/publications/climate-change-faqs/how-will-acting-on-climate-change-affect-the-economy/>

Hien, N., & Kor, A. (2022). Analysis and prediction model of fuel consumption and carbon dioxide emissions of light-duty vehicles. *Applied Sciences*, 12(2), 803.

Hiller, F. S., & Lieberman, G. J. (2010). *Introduction To Operations Research, Seventh Edition*. McGraw-Hill Higher Education.

Juan, A. A., Goentzel, J., & Bektaş, T. (2014). Routing fleets with multiple driving ranges: Is it possible to use greener fleet configurations? *Applied Soft Computing*, 21, 84-94.

- Juan, A. A., Mendez, C. A., Faulin, J., De Armas, J., & Grasman, S. E. (2016). Electric vehicles in logistics and transportation: A survey on emerging environmental, strategic, and operational challenges. *Energies*, 9(2), 86.
- Koç, Ç., & Karaoglan, I. (2016). The green vehicle routing problem: A heuristic based exact solution approach. *Applied Soft Computing*, 39, 154-164.
- Koç, Ç., Bektaş, T., Jabali, O., & Laporte, G. (2014). The fleet size and mix pollution-routing problem. *Transportation Research Part B: Methodological*, 70, 239-254.
- Küçükoğlu, I., Ene, S., Aksoy, A., & Ozturk, N. (2013). A Green Capacitated Vehicle Routing Problem with Fuel Consumption Optimization Model. *International Journal of Computational Engineering Research*, Vol, 03. Issue, 7.
- LARGO, S., SOUISSI, O., & AKKAOU, Z. E. (2020). Green Vehicle Routing Problem: A Short Survey. *2020 IEEE International Conference on Technology Management, Operations and Decisions (ICTMOD)*, 1-10.
- Leggieri, V., & Haouari, M. (2017). A practical solution approach for the green vehicle routing problem. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 104, 97-112.
- Macrina, G., Laporte, G., Guerriero, F., & Pugliese, L. D. (2019). An energy-efficient green-vehicle routing problem with mixed vehicle fleet, partial battery recharging and time windows. *European Journal of Operational Research*, 971-982.
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. McGraw Hill.
- Natarajan, Y., Wadhwa, G., Sri Preethaa, K., & Paul, A. (2023). Forecasting Carbon Dioxide Emissions of Light-Duty Vehicles with Different Machine Learning Algorithms. *Electronics*, 12(10), 2288.

Sarofim, M., Saha, S., Hawkins, M., Mills, D., Hess, J., Horton, R., . . . Juliana, A. S. (2016). Ch. 2: Temperature-Related Death and Illness. The Impacts of Climate Change on Human Health in the United States: A Scientific Assessment. *U.S. Global Change Research Program, Washington, DC*, 43-68.

Schneider, M., Stenger, A., & Goeke, D. (2014). The Electric Vehicle-Routing Problem with Time Windows and Recharging Stations. *Transportation Science, Vol. 48, No. 4*, pp. 500-520.

Sera Gazı Emisyon İstatistikleri, 1990-2021. (2024, Février 25). Retrieved from TÜİK: <https://data.tuik.gov.tr/Bulten/Index?p=Sera-Gazi-Emisyon-Istatistikleri-1990-2021-49672&dil=1>

Suzuki, Y. (2011). A new truck-routing approach for reducing fuel consumption and pollutants emission. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 16(1), 73-77.

Toro, E. M., Franco, J. F., Echeverri, M. G., & Guimarães, F. G. (2017). A multi-objective model for the green capacitated location-routing problem considering environmental impact. *Computers & Industrial Engineering*, 110, 114-125.