



# TREES VS CARS

## Identifier les véhicules polluants

thématique : intelligence artificielle et nouvelles technologies

sous-thème n°1 : mobilité durable, transports  
et régulation

sous-thème n°2 : environnement, bien-être et  
santé publique



Cofinancé par  
l'Union européenne



## Introduction

Le protocole « **Trees VS Cars** » vise à offrir aux élèves une introduction accessible à l'**apprentissage supervisé**, un concept fondamental de l'apprentissage automatique et de l'intelligence artificielle. Grâce à une activité pratique en classe, les élèves approfondiront leur compréhension de la manière dont les ordinateurs peuvent apprendre à prendre des décisions en fonction de modèles de données.

Derrière cet objectif général, les élèves exploreront comment les machines peuvent **classer l'information** en **apprenant à partir d'exemples** plutôt qu'en suivant des règles explicitement programmées. Cette approche permet aux ordinateurs de **s'adapter à de nouvelles situations et de faire des prédictions** basées sur des expériences antérieures – un peu comme l'apprentissage humain, mais grâce à des processus mathématiques et statistiques.

À travers les étapes du protocole, les élèves créeront un **modèle capable de catégoriser les véhicules en deux groupes** : ceux **autorisés à circuler dans la ZBE de Bruxelles** et **ceux qui ne le sont pas**, sur base de trois critères : le type de véhicule, le type de carburant et l'année de fabrication.

Cette application spécifique – **la classification des véhicules pour la Zone de Basses Émissions (ZBE) de Bruxelles** – représente une **mise en œuvre concrète de l'IA existante dans les systèmes de gestion urbaine**, démontrant comment les villes utilisent des systèmes intelligents pour réguler le trafic et réduire la pollution. La technologie d'arbre de décision que les élèves exploreront est déployée dans diverses applications de ville intelligente, de l'optimisation des **itinéraires des transports publics** à la prévision des **besoins en maintenance des infrastructures urbaines**.

### Disciplines



technologie et ingénierie  
biologie  
physique et chimie

### Objectifs de développement durable





# L'activité en bref

## Structure du protocole

Dans le protocole « **Trees VS Cars** », les élèves suivront une méthodologie en 4 étapes structurée comme suit :

### Étape 1 : Comprendre les arbres binaires

Dans la première étape, les élèves découvriront le concept d'arbres binaires, une structure de données largement utilisée dans le domaine de l'apprentissage supervisé.

### Étape 2 : Création d'arbres de décision pour la classification des véhicules.

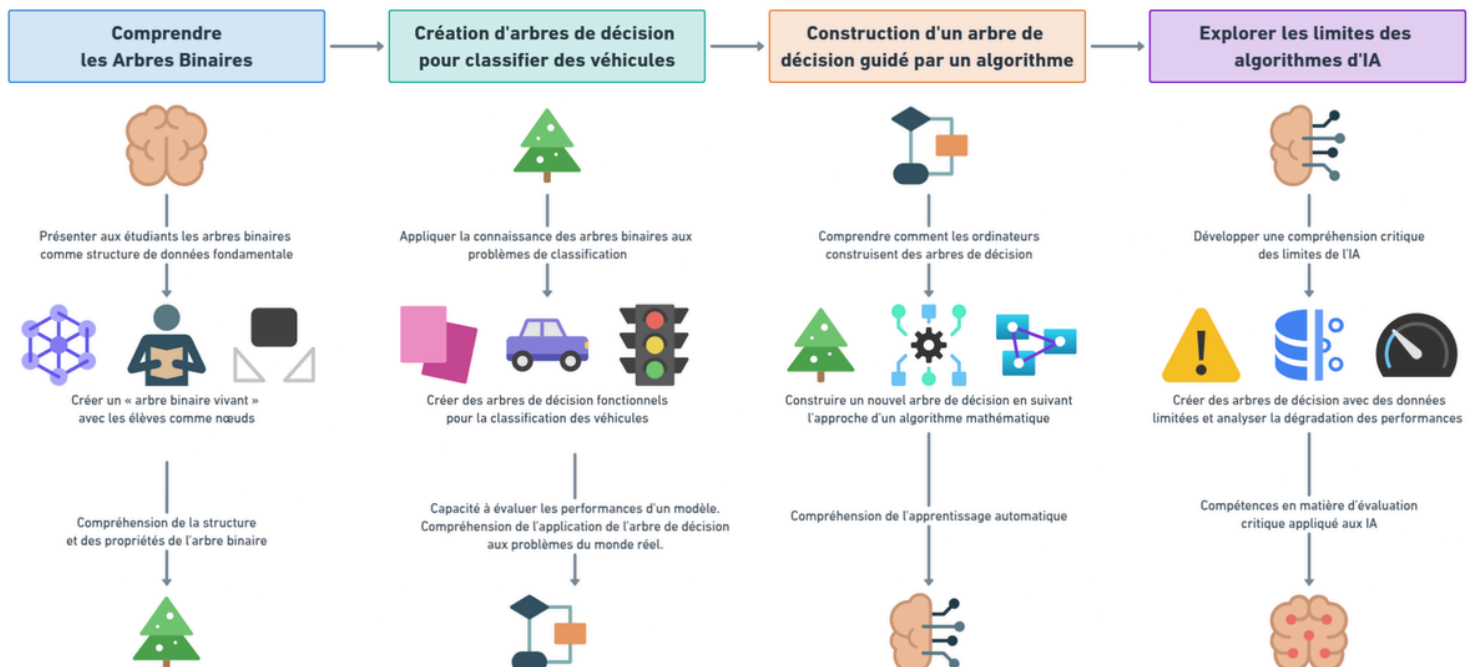
Dans un deuxième temps, ils construiront un arbre de décision, une forme particulière d'arbre binaire, afin de séparer un ensemble de véhicules en deux catégories : celui autorisé à circuler dans la ZBE de Bruxelles et les autres. Ils compareront les arbres créés et leur performance dans la catégorisation des véhicules.

### Étape 3 : Construction d'un arbre de décision guidé par un algorithme.

En s'appuyant sur les connaissances acquises, les élèves construiront un nouvel arbre de décision, en suivant cette fois un algorithme qui leur sera fourni. Ils compareront ensuite les arbres créés et leurs performances entre eux et avec les arbres de décision créés précédemment.

### Étape 4 : Explorer les limites des algorithmes d'IA

Afin d'ouvrir une discussion plus large sur les systèmes d'IA et de conclure sur le protocole, la dernière étape incitera les élèves à découvrir certaines des principales limites de ce type d'algorithme, leur montrant que l'IA n'est pas un outil magique capable de résoudre n'importe quel problème, mais plutôt un moyen très efficace de résoudre certains types de problèmes.



# Pour bien démarrer

**Durée :** 4 heures

**Niveau de difficulté :**



**Matériel nécessaire :**

- Toutes les cartes et fiches sont disponibles pour impression en annexes.
- 1 jeu de cartes « Numéro »
- 1 jeu de cartes « Dataset de véhicules » par groupe
- 1 feuille d'algorithme par groupe

## Glossary

Mots-clés/Concepts	Définitions
<b>Arbre binaire</b>	Un arbre binaire est une structure de données dans laquelle chaque élément (appelé nœud) possède au maximum deux nœuds enfants et au maximum un nœud parent. Les nœuds sans enfants sont appelés les « feuilles » de l'arbre.
<b>Apprentissage automatique</b>	L'apprentissage automatique (ML) est un domaine d'étude de l'intelligence artificielle qui s'intéresse au développement et à l'étude d'algorithmes statistiques capables d'apprendre à partir de données et de généraliser sur des données inédites, et ainsi d'effectuer des tâches sans instructions explicites.
<b>Apprentissage supervisé</b>	L'apprentissage supervisé est une technique d'apprentissage automatique qui utilise des ensembles de données étiquetés pour former des modèles d'algorithmes d'intelligence artificielle afin d'identifier les patterns et les relations sous-jacents entre les caractéristiques d'entrée et les sorties.
<b>Modèle</b>	Un modèle est le résultat du processus d'apprentissage. C'est lui qui permet de faire des prédictions sur de nouvelles données.
<b>Généralisation</b>	La généralisation est la capacité du modèle à prédire correctement de nouvelles données, non utilisées pendant la formation.
<b>Performances du modèle</b>	La performance du modèle est la mesure de la capacité d'un modèle à faire des prédictions correctes.



# Protocole

## Étape 1 - Comprendre les arbres binaires



**Contexte et description du problème à résoudre à cette étape :** Les arbres binaires sont une structure de données omniprésente en informatique. Ils présentent de nombreuses propriétés intéressantes, telles que l'efficacité de la recherche, de l'insertion et de la suppression d'éléments, et la capacité de représenter des expressions mathématiques pour l'analyse syntaxique dans les compilateurs. Ils sont également utilisés dans les algorithmes de compression de données, comme le codage de Huffman. La compréhension du concept d'arbre binaire est essentielle dans ce protocole, car l'arbre de décision des étapes suivantes est une forme particulière d'arbre binaire.

**Objectifs d'apprentissage :** Comprendre le concept d'arbres binaires.

### Conceptualisation

Pour comprendre **comment un ordinateur peut prendre une décision**, il est nécessaire de comprendre **comment il organise les données d'entrée**. Commençons par examiner comment les **humains ont structuré et organisé de grands volumes d'informations**, ainsi que les **méthodes** utilisées pour les extraire. L'exemple le plus simple est celui des **dictionnaires**. Un dictionnaire est un livre contenant les définitions des mots, classées par ordre alphabétique. Cette organisation facilite la recherche. Il n'est pas nécessaire de parcourir tout le dictionnaire. En identifiant la première lettre du mot recherché, vous pouvez ouvrir directement à une page approximative où il pourrait se trouver. En fonction des mots présents sur cette page, il est possible de déterminer si la recherche doit se poursuivre avant ou après, éliminant ainsi un grand nombre de pages. Ce processus est ensuite répété jusqu'à localiser le mot recherché.

Cette méthode est connue sous le nom de **recherche dichotomique**. Un autre exemple de cette approche est le jeu consistant à deviner un nombre compris entre 1 et 100. La meilleure stratégie consiste à diviser le champ des possibilités en deux parties égales, puis à éliminer l'une des deux moitiés. La structure utilisée pour la recherche dichotomique est un **arbre binaire**. Dans cette étape, les élèves découvriront comment ils l'emploient déjà.

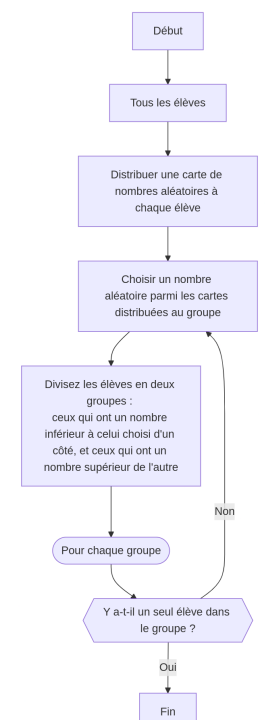
### Investigation par les élèves

Les élèves découvriront le concept d'arbre binaire à l'aide d'arbres binaires de recherche. L'objectif est de **créer un arbre binaire humain**, chaque élève représentant un **nœud**.

Pour commencer, **chaque élève reçoit une carte numérotée aléatoirement entre 1 et le nombre d'élèves** (vous pouvez utiliser les cartes numérotées en annexe, ou simplement utiliser des morceaux de papier numérotés).

L'enseignant choisit au hasard un élève pour devenir la **racine de l'arbre**. Cet élève annonce le numéro reçu, et le reste de la classe est divisé en deux : **ceux dont le numéro est le plus bas se placent à gauche**, les **autres à droite**. Ce processus est répété jusqu'à ce que tous les élèves soient placés, formant ainsi un arbre complet où chaque « feuille » représente un élève. Voici un aperçu de la procédure à suivre.

Pour bien comprendre l'organisation des données dans un arbre binaire, l'enseignant choisit **un élève au hasard parmi les feuilles de l'arbre**. La classe doit ensuite parcourir l'arbre pour identifier le **numéro de chaque élève**. Les élèves doivent comprendre qu'ils viennent de créer un arbre binaire, et plus précisément un arbre binaire de recherche, c'est-à-dire **un arbre binaire dont la particularité est d'être très efficace pour la recherche au sein des données**.

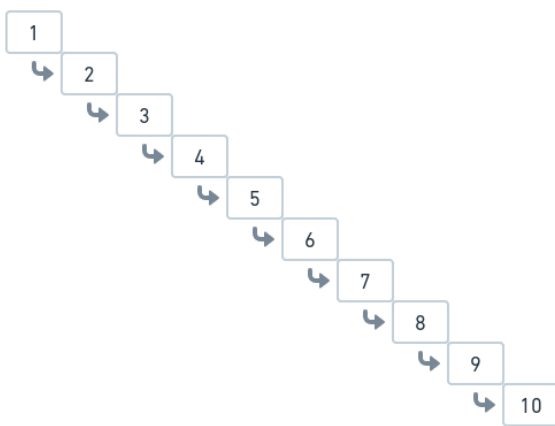


Les élèves apprendront ensuite à **équilibrer l'arbre qu'ils ont créé**. Pour ce faire, l'enseignant divisera la classe en groupes et **distribuera les cartes numériques de manière équitable entre ces groupes** (environ dix cartes par groupe). Les élèves devront construire un arbre binaire, comme précédemment, mais cette fois-ci, ils tenteront de créer **l'arbre le plus efficace**.

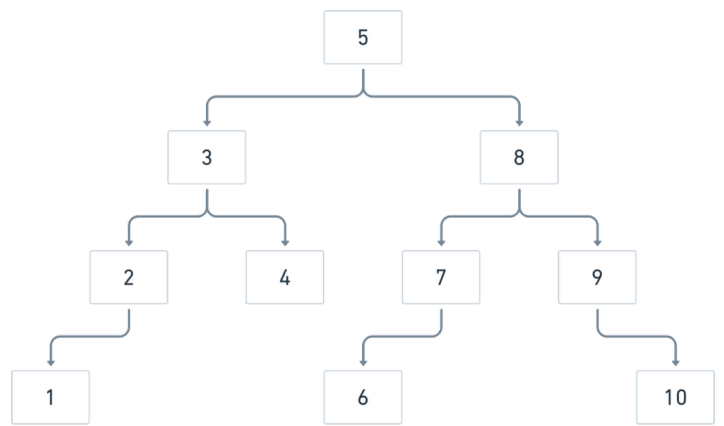
Pour créer un arbre optimal, il faut essayer de trouver **l'arbre ayant les branches les plus courtes possibles**. Si les élèves ont du mal à saisir le concept, l'enseignant peut demander aux groupes qui éprouvent des difficultés de créer d'abord **l'arbre le moins efficace**, c'est-à-dire celui ayant les branches les plus longues possibles. En comprenant comment construire l'arbre le moins efficace, les élèves devraient **mieux comprendre comment en trouver un meilleur**.

L'arbre le moins efficace est celui qui ne **contient qu'une seule branche**, où les nombres sont classés par ordre, comme dans l'exemple. Cet arbre est dit **déséquilibré**.

En revanche, l'arbre le plus efficace est **complètement équilibré**, c'est-à-dire que toutes les **branches de l'arbre ont la même longueur** (plus ou moins 1).



*arbre déséquilibré le moins efficace*



*arbre équilibré le plus efficace*

## Restitution et réflexion



- **Connaissances mobilisées** : Les élèves ont exploré le concept d'arbres binaires grâce à une activité pratique. Ils ont compris la structure de l'arbre et son efficacité dans la recherche de données en expérimentant la création d'arbres efficaces et inefficaces.
- **Réflexion sur la mise en œuvre en classe** : Les élèves ont participé activement à la construction d'un arbre de recherche binaire en se positionnant dans la classe selon un ordre numérique. Grâce à une réflexion guidée, ils ont compris le concept d'arbres plus efficaces et l'importance d'équilibrer les branches pour minimiser la profondeur de recherche.
- **Résultats d'apprentissage** : Les élèves ont acquis une compréhension fondamentale des arbres binaires et des arbres de recherche binaire. Ils ont appris à apprécier l'importance des arbres équilibrés pour une recherche de données efficace et à développer des compétences en résolution de problèmes pour optimiser les structures arborescentes.

## Étape 2 – Création d'arbres de décision pour la classification des véhicules



**Contexte et description du problème à résoudre dans cette étape :** Après avoir découvert le concept d'arbre binaire, les élèves verront dans quelle mesure les arbres binaires peuvent être utilisés pour l'apprentissage automatique, en particulier la classification des données.

**Objectifs d'apprentissage :** Comprendre ce qu'est un arbre de décision. Apprendre à utiliser un arbre de décision pour classer les données et faire des prédictions. Apprendre à mesurer la performance d'un modèle.

### Conceptualisation

Une fois le concept d'arbre binaire maîtrisé, la structure de données créée et étudiée à l'étape 1 peut être **enrichie** et **complexifiée** pour **aider les décideurs**. Cette structure est appelée **arbre de décision**. Au lieu de stocker des nombres, chaque nœud est **une question fermée**. Chaque élève d'un nœud représente une réponse possible (généralement « oui » ou « non »). Les feuilles symbolisent le résultat du processus de décision.

Tout comme les arbres binaires, qui permettent d'éliminer rapidement de nombreux éléments d'une recherche, un arbre de décision évite les **questions inutiles** et **accélère le processus de prise de décision**.

**Dans cette étape du protocole, les élèves appliqueront leurs connaissances à la construction d'un arbre de décision plus complexe pour déterminer quel véhicule est autorisé ou non dans une ZBE.** Dans les zones urbaines du monde entier, les zones à faibles émissions (ZBE) se multiplient, les villes s'efforçant de réduire la pollution atmosphérique et d'améliorer la santé publique. Ces zones restreignent l'accès aux véhicules en fonction de leurs niveaux d'émissions, garantissant ainsi que seuls ceux qui respectent certaines normes environnementales peuvent y entrer. Comprendre les critères d'entrée des véhicules est crucial pour les urbanistes et les propriétaires de véhicules. **Comment utiliser un arbre de décision pour déterminer si un véhicule est autorisé ou non à entrer dans une ZBE ?**

### Investigation par les élèves

Au cours de cette étape, les élèves devront se familiariser avec un jeu de données, représenté par le jeu de cartes de véhicules imprimables en annexe. Vous trouverez ci-dessous une description pour comprendre chaque élément visuel :

icône d'haltère / fond vert : carte d'entraînement  
icône de fiole / fond rouge : carte de test

Illustration du véhicule

Spécifications de la voiture

**VOLKSWAGEN  
CORRADO G60**

Illustration du véhicule

**TYPE DE VÉHICULE**  
🚗 VOITURE

**CARBURANT**  
🛢️ ESSENCE

**ANNÉE DE PRODUCTION**  
📅 ≤1994

Nom du véhicule

Rappel des fonctionnalités

Feu rouge : véhicule non autorisé à circuler dans la ZBE  
Feu vert : véhicule autorisé à circuler dans la ZBE

For each vehicle, there are 3 characteristics, each with 3 possible values:

### Type de véhicule

- Voiture
- Utilitaire
- Moto

### Type de carburant

- Essence
- diesel
- Électrique

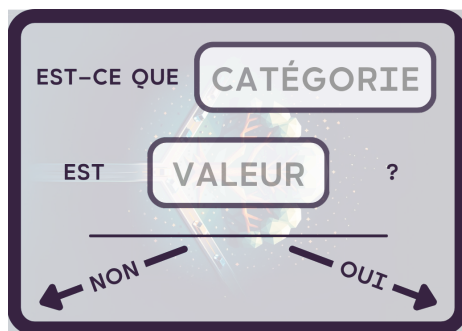
### Date de fabrication

- $\leq 1994$
- 1995 - 2006
- $> 2006$

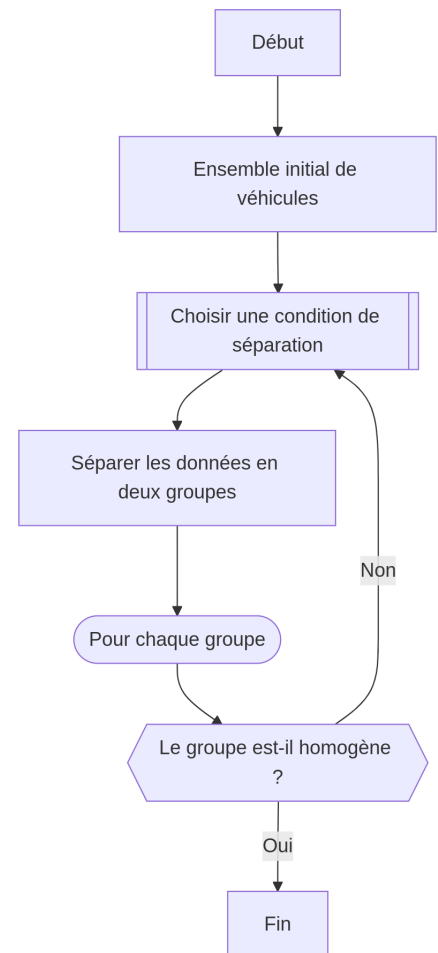
Chaque véhicule possède également une **étiquette**, représentée par le **feu tricolore** en bas à droite de la carte.

Après s'être familiarisés avec les cartes, les élèves travailleront en groupes pour construire un arbre de décision en utilisant uniquement les cartes d'entraînement (les cartes de test seront utilisées ultérieurement). Pour ce faire, les élèves devront suivre les étapes suivantes à chaque nœud de l'arbre de décision :

- **Choisir une condition de séparation sous la forme** : « Est-ce que [catégorie] est [valeur] ? » Par exemple : « Est-ce que le carburant est de type diesel ? » et enregistrez-la sur l'une des fiches de questions fournies avec les fiches de données.



- **Diviser les cartes de véhicules en deux groupes** selon que **chaque véhicule répond vrai ou faux à cette condition**, et répartissez-les de chaque côté de la carte de question.
- **Continuer ce processus** pour chaque nouveau groupe formé, **en choisissant de nouvelles conditions**
- **Arrêter** lorsqu'un groupe **ne contient que des véhicules autorisés dans la ZBE** (feu vert) ou **que des véhicules non autorisés** (feu rouge)



Voici ci-joint un organigramme pour vous aider à comprendre les étapes impliquées.

Pour évaluer la performance de leur modèle, les élèves utiliseront des **cartes de test**. Ils déplaceront chaque carte vers le **bas de leur arbre de décision**, en suivant les conditions à chaque nœud, jusqu'à atteindre une feuille. **Si l'étiquette (feu tricolore) de la carte correspond à celle de la feuille atteinte**, la prédiction est considérée comme **correcte**. Les élèves comptent le nombre de prédictions correctes, puis divisent ce nombre par le nombre total de cartes testées. Le résultat, exprimé en pourcentage, indique la **précision du modèle**. Plus le score est proche de **100%**, meilleur est le modèle. Cette méthode permet aux élèves d'évaluer objectivement la capacité de leur arbre à prendre des décisions correctes sur de nouvelles données.

Enfin, les groupes compareront leurs arbres et leurs performances. Il peut être intéressant de leur demander quelle méthode ou stratégie ils ont utilisée pour choisir la condition de séparation des données à chaque nœud.

## Restitution et réflexion



- **Connaissances mobilisées** : Les élèves ont exploré le concept d'arbres binaires et leur application en apprentissage automatique, notamment en classification de données. Ils ont appris les fondamentaux des arbres de décision, leur structuration et les méthodes d'évaluation de leurs performances prédictives.
- **Réflexion sur la mise en œuvre en classe** : Grâce à des activités pratiques, les élèves ont construit des arbres de décision à partir d'un jeu de données de cartes de véhicules, définissant les conditions de séparation et organisant les données de manière itérative. La réflexion a consisté à tester leurs modèles avec des données inédites, à calculer la précision et à comparer les stratégies et les résultats avec leurs pairs.
- **Résultats d'apprentissage** : Les élèves ont acquis une compréhension des arbres de décision comme outils d'aide à la décision, développant ainsi leur esprit critique pour structurer efficacement les données. Ils ont amélioré leurs compétences en science des données en mesurant la précision des modèles et en apprenant à évaluer l'impact de leurs choix de conception sur les performances.

## Étape 3 - Construction d'un arbre de décision guidé par algorithme



**Contexte et description du problème à résoudre à cette étape :** À l'étape précédente, les élèves ont créé un arbre de décision. Pour ce faire, ils ont choisi la condition de séparation à utiliser pour chaque branche. Cependant, un ordinateur ne peut prendre de décisions arbitraires et doit s'appuyer sur des outils statistiques et mathématiques pour analyser les données. Les élèves créeront donc un nouvel arbre de décision, mais cette fois en utilisant une méthode permettant de déterminer la meilleure condition de séparation pour chaque branche.

**Objectifs d'apprentissage :** Comprendre comment un ordinateur construit un arbre de décision efficace. Identifier la méthode la plus efficace pour choisir la condition de séparation.

### Conceptualisation

À l'étape précédente, les participants ont exploré la définition de critères de séparation permettant de déterminer, à chaque étape, si un véhicule est autorisé ou non à entrer dans la ZBE. Selon les groupes, les questions posées et les approches adoptées étaient différentes. Bien que le résultat final puisse être le même, il est essentiel de se demander s'il existe une solution (ou un algorithme) capable d'identifier les meilleurs critères pour prendre une décision de manière fiable et rapide.

### Investigation par les élèves

Durant cette phase, les élèves construiront un nouvel arbre de décision comme dans la phase précédente, mais **en suivant une méthode très précise pour déterminer la condition à choisir à chaque nœud.**

Pour les guider, les élèves disposeront du tableau suivant, qui peut être plastifié pour une utilisation répétée ou imprimé en plusieurs exemplaires (6 à 8). Il permet de déterminer la meilleure condition de séparation pour les véhicules. Le tableau est divisé en catégories (type de véhicule, type de carburant, date de fabrication) avec leurs valeurs respectives. Pour trouver la meilleure condition de séparation, les élèves peuvent suivre les étapes suivantes :

1. Remplissez les colonnes **A** (véhicules autorisés) et **NA** (véhicules non autorisés) pour chaque valeur de chaque catégorie.
2. Identifiez la ou les lignes présentant la plus petite valeur dans la colonne **A** ou **NA**. Cochez la case correspondante dans la colonne **MIN ABSOLU ?** pour ces lignes.
3. À partir de la ou des lignes où **MIN ABSOLU ?** est coché, identifiez la ou les lignes avec la valeur la plus élevée de **A** ou **NA**, et cochez la case **MAX ABSOLU ?** en conséquence.
4. La condition de séparation optimale est celle correspondant à la ligne dont les cases sont cochées à la fois dans **MIN ABSOLU ?** et **MAX ABSOLU ?**.

Catégorie	Valeur	A	NA	Min. absolu ?	Max. absolu ?
Type de véhicule	Moto			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	Voiture			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	Utilitaire			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Type de carburant	Diesel			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	Essence			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	Électrique			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Date de fabrication	≤1994			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	1995-2006			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	≥2006			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

Le reste du processus est identique à l'étape précédente. Le résultat sera l'organigramme suivant, disponible ici : [bit.ly/binarytreeiafrsvg](https://bit.ly/binarytreeiafrsvg) (format Mermaid: [bit.ly/binarytreeiafrsource](https://bit.ly/binarytreeiafrsource)) . Si les élèves exécutent correctement l'algorithme, ils devraient tous obtenir le même arbre de décision. Lors des tests, ils devraient également obtenir les meilleures performances.

## Restitution et réflexion



- **Connaissances mobilisées :** Les élèves ont exploré le processus décisionnel informatique. Ils ont appris à appliquer un algorithme structuré pour créer des arbres de décision cohérents et efficaces.
- **Réflexion sur la mise en œuvre en classe :** Grâce à des activités pratiques, les élèves ont suivi un algorithme détaillé pour construire des arbres de décision basés sur une analyse statistique des caractéristiques des ensembles de données.
- **Résultats d'apprentissage :** Les élèves ont acquis une compréhension des processus décisionnels informatiques et développé des compétences pour appliquer des algorithmes à la classification des données. Ils ont amélioré leur capacité à analyser méthodiquement des ensembles de données et ont reconnu l'importance de la précision dans les processus d'apprentissage automatique.

## Étape 4 – Explorer les limites des algorithmes d'IA



**Contexte et description du problème à résoudre à cette étape :** Les élèves ont appris à construire et à utiliser un arbre de décision. Cette étape vise à montrer certaines limites inhérentes à l'apprentissage automatique.

**Objectifs d'apprentissage :** Découvrir certaines des limites de ces algorithmes.

### Conceptualisation

Dans le cadre de ce protocole, les arbres de décision apparaissent comme un outil particulièrement adapté, offrant la possibilité d'obtenir rapidement une réponse. Cependant, comme toute méthode de représentation, **ils présentent des limites et un champ d'application au-delà duquel leur efficacité diminue**. À cette étape, les élèves analysent et explorent les limites inhérentes à cette structure. Ils examinent également la qualité des données utilisées pour construire l'arbre et l'impact que ces données peuvent avoir sur la précision et la fiabilité des prédictions produites par cette structure.

### Investigation par les élèves

Les élèves découvriront d'abord la principale limitation applicable à tous les algorithmes d'apprentissage automatique : la taille du jeu de données d'entraînement. Pour ce faire, ils créeront un nouvel arbre de décision, mais cette fois en supprimant la moitié des cartes d'entraînement, soit six cartes. À l'exception de quelques groupes potentiellement chanceux, les élèves devraient obtenir un arbre moins performant que celui créé à l'étape 3. L'enseignant demandera ensuite aux élèves pourquoi l'arbre obtenu est moins performant, afin de leur faire comprendre qu'en supprimant des données, l'algorithme manque d'exemples et de cas nécessaires pour faire des choix pertinents.

Ensuite, les élèves construiront un arbre de décision final, cette fois en intervertissant les cartes d'entraînement et les données de test. Ils devraient alors tous obtenir le même arbre qui génère des erreurs de prédiction. Comme pour l'arbre précédent, l'enseignant leur demandera pourquoi l'arbre est moins performant que celui de l'étape trois. Ici, contrairement à l'arbre précédent, il y a encore plus de données d'entraînement que de cartes de test ! Les élèves doivent comprendre que la quantité de données n'est pas tout. En effet, si les données d'entraînement ne sont pas représentatives de toutes les données possibles, l'algorithme d'entraînement pourrait accorder plus ou moins d'importance à certains critères que ce n'est réellement le cas pour toutes les données possibles. Pour cette activité, les données d'entraînement ont été soigneusement sélectionnées afin de maximiser les performances du modèle, mais il est assez rare qu'un modèle fasse des prédictions correctes dans 100 % des cas. Il est possible d'approcher cette valeur, mais très difficile, voire impossible, de l'atteindre.

### Restitution et réflexion



- **Connaissances mobilisées :** Les élèves ont abordé les limites fondamentales des algorithmes d'apprentissage automatique, en se concentrant sur deux aspects clés : l'insuffisance des données d'entraînement et la représentativité des ensembles de données. Ils ont développé une réflexion critique sur les raisons pour lesquelles les arbres de décision peuvent échouer dans certaines conditions.
- **Réflexion sur la mise en œuvre en classe :** Grâce à des expériences, les élèves ont créé et évalué des arbres de décision avec des données de formation réduites et des ensembles de données non représentatifs.
- **Résultats d'apprentissage :** Les participants ont appris à identifier et à expliquer les limites des arbres de décision et des algorithmes d'apprentissage automatique en général. Ils ont compris l'importance d'ensembles de données équilibrés et représentatifs, améliorant ainsi leur capacité à évaluer de manière critique la fiabilité des modèles prédictifs.



# Bibliographie

## Livres et guides

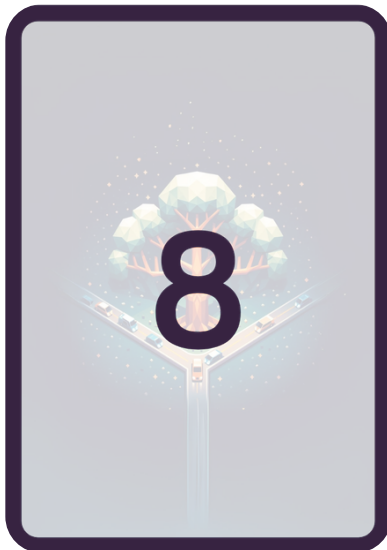
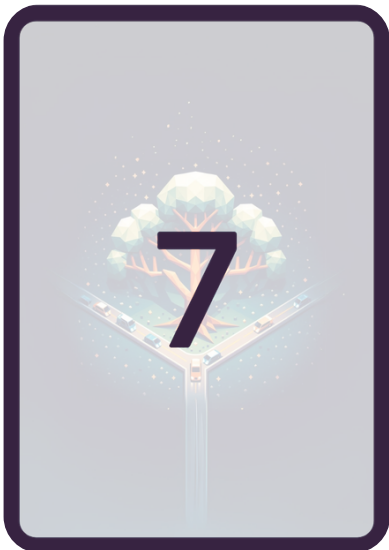
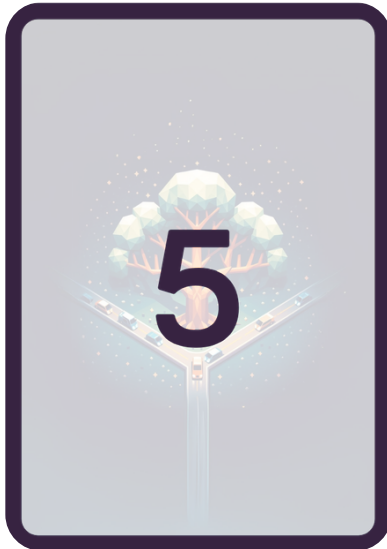
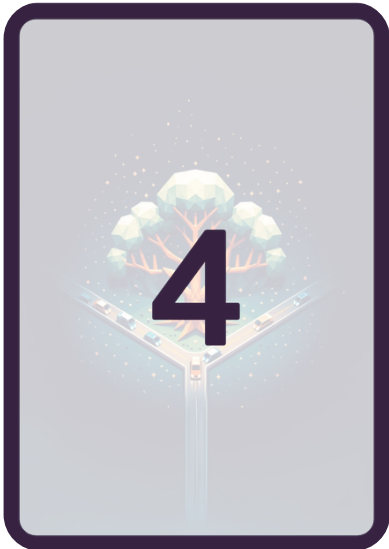
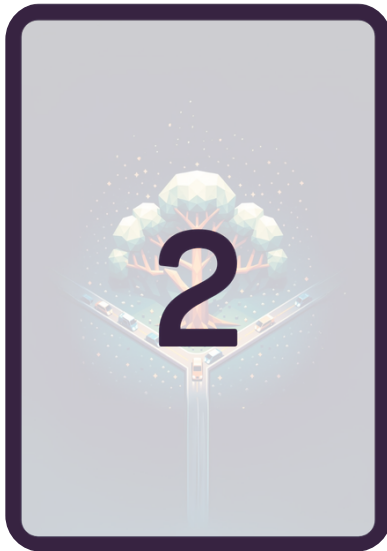
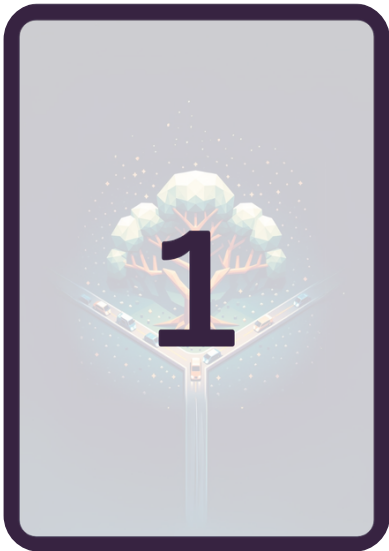
- **“Machine Learning: An Algorithmic Perspective”** par Marsland, S.  
Présente les algorithmes derrière les arbres de décision, avec une approche pratique.
- **“Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques”** par Witten, I. H., Frank, E., Hall, M. A., & Pal, C. J.  
Un livre pratique qui explique comment mettre en œuvre des arbres de décision à l'aide d'outils modernes.
- **“Data Mining with Decision Trees: Theory and Applications”** par Rokach, L., & Maimon, O.  
Un livre spécialisé sur les arbres de décision, couvrant les fondements théoriques et les applications pratiques.

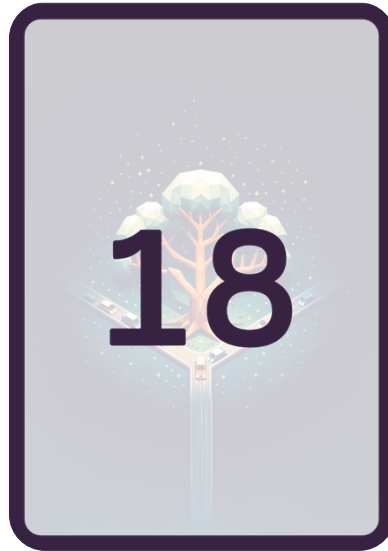
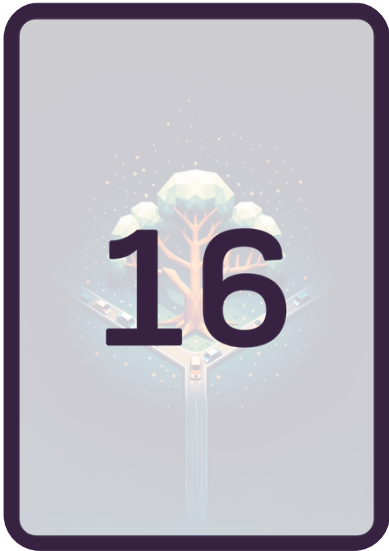
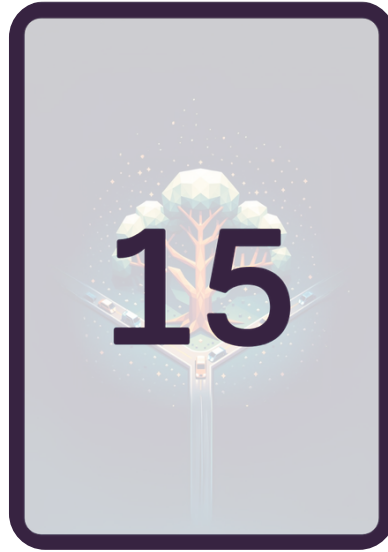
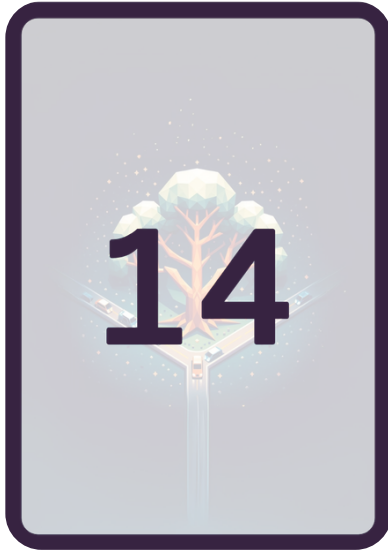
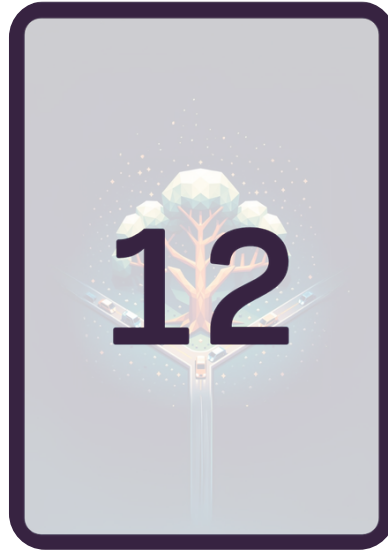
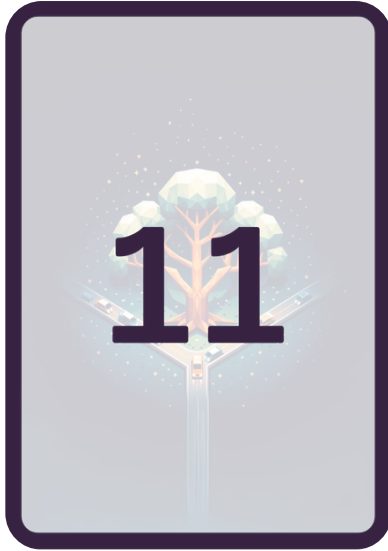
## Ressources en ligne

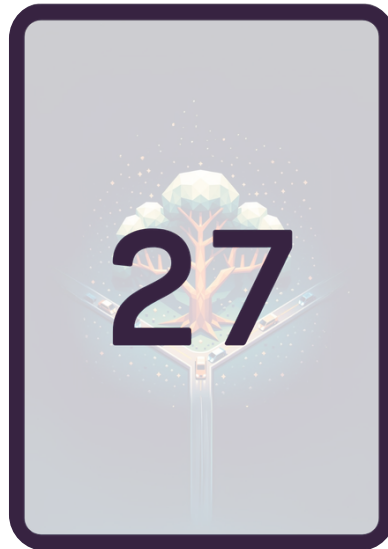
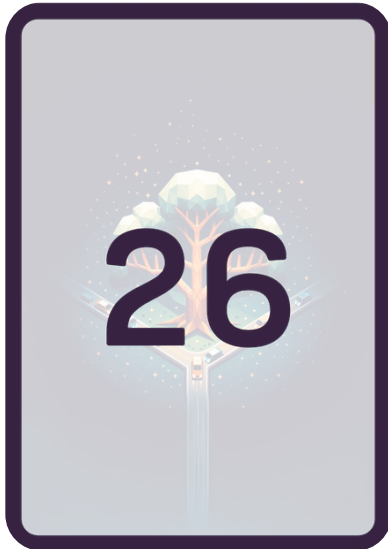
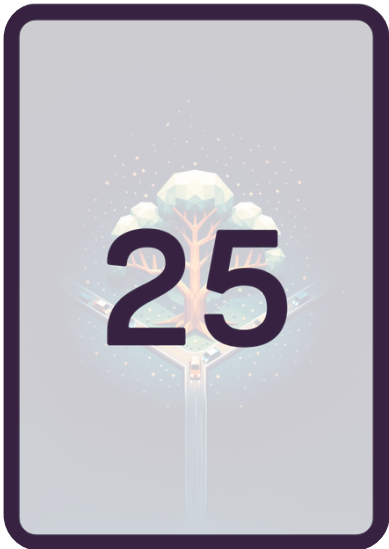
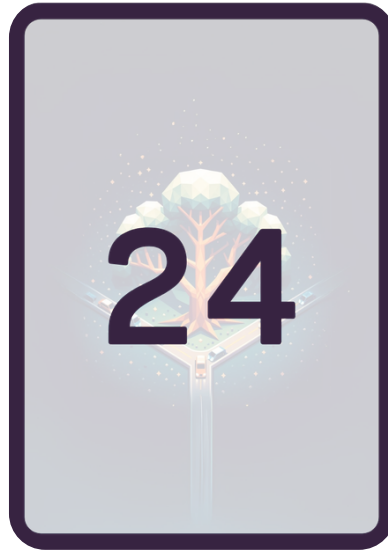
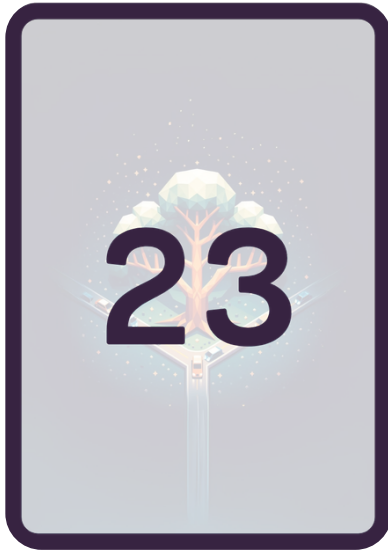
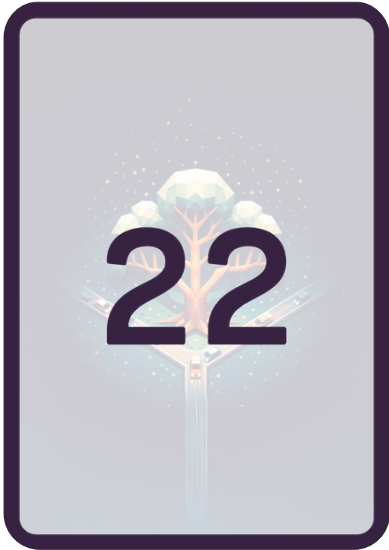
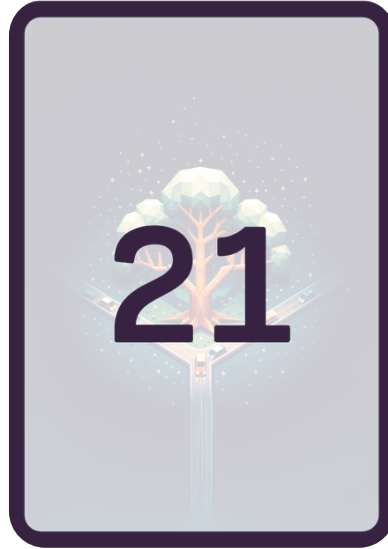
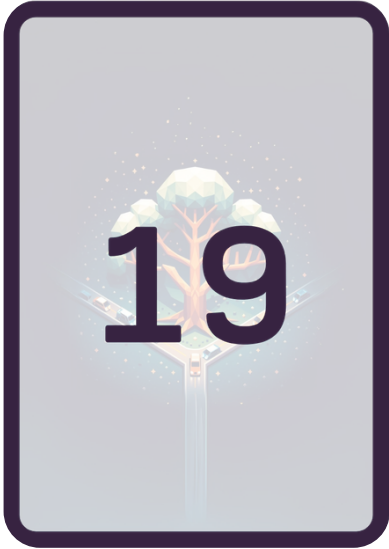
- **Mermaid** (<https://mermaid.live>).  
Mermaid est un outil en ligne permettant de créer des diagrammes et des schémas à l'aide d'une syntaxe textuelle simple. Il est particulièrement utile aux développeurs et aux chefs de projet qui souhaitent présenter visuellement des processus complexes de manière claire et efficace. Intégré à diverses plateformes, Mermaid est une ressource polyvalente pour enrichir les présentations et la documentation.
- **Chapter 3.2 BINARY SEARCH TREES, Algorithme** par ROBERT SEDGEWICK, KEVIN WAYNE.  
<https://algs4.cs.princeton.edu/lectures/keynote/32BinarySearchTrees.pdf>

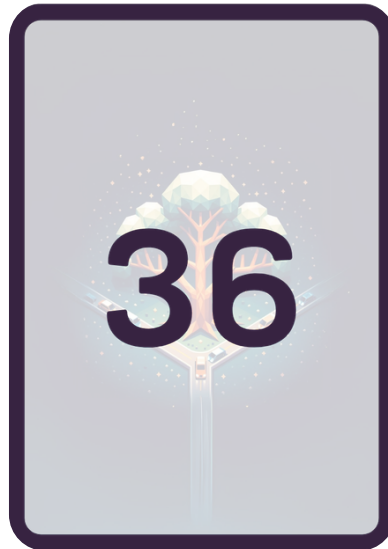
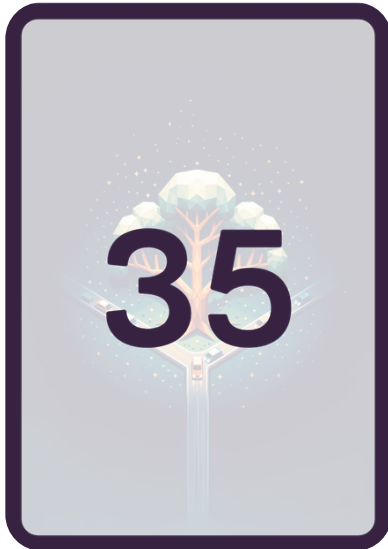
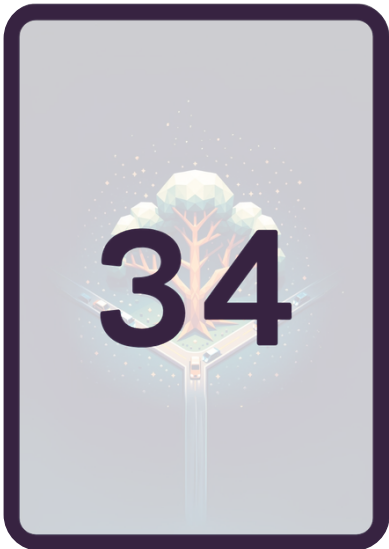
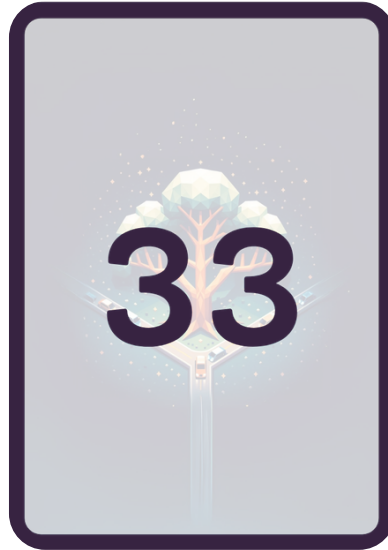
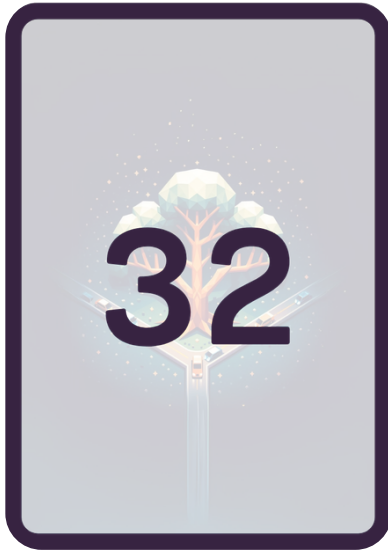
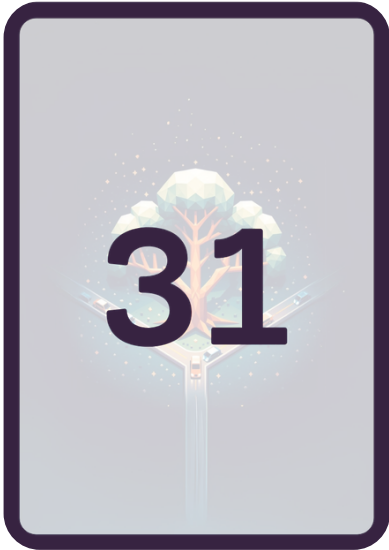
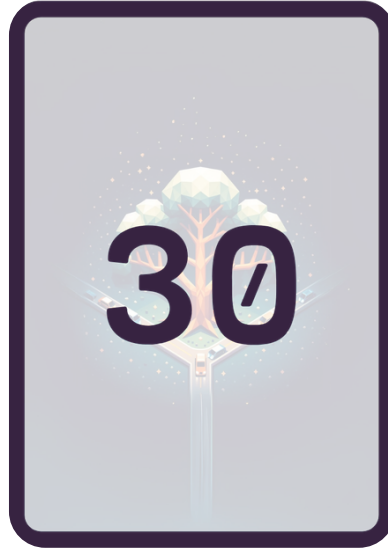
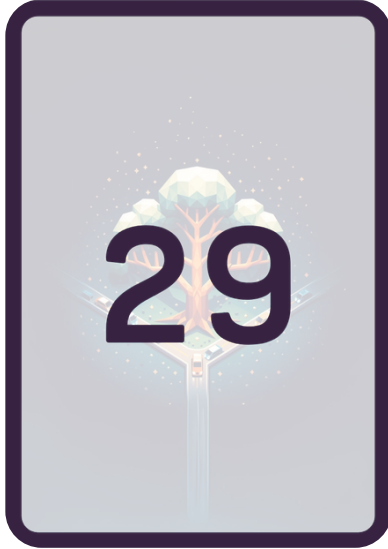
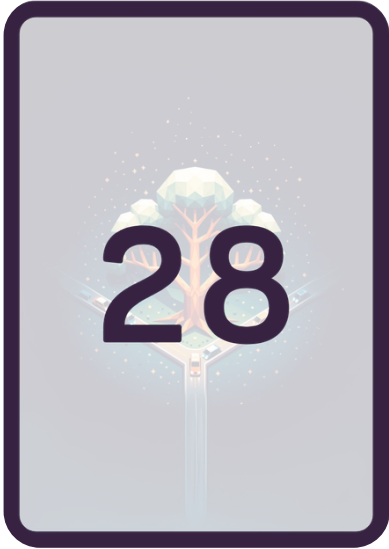


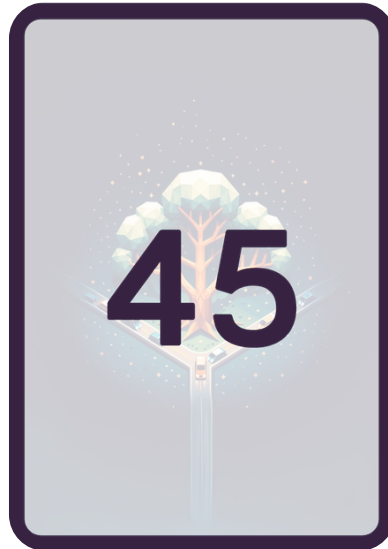
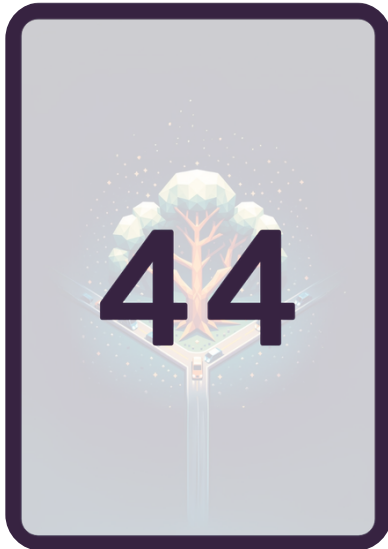
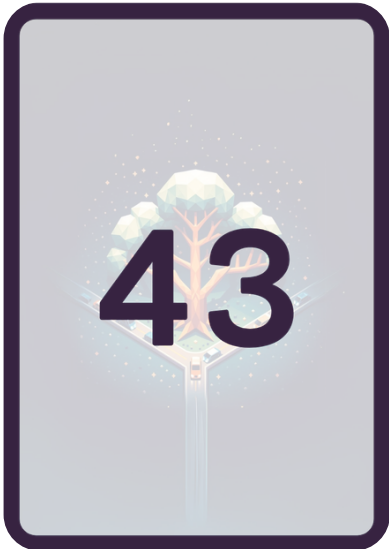
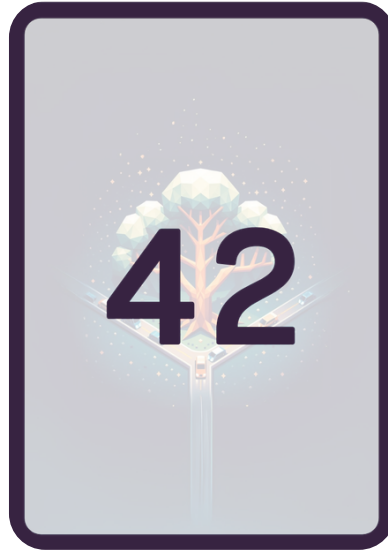
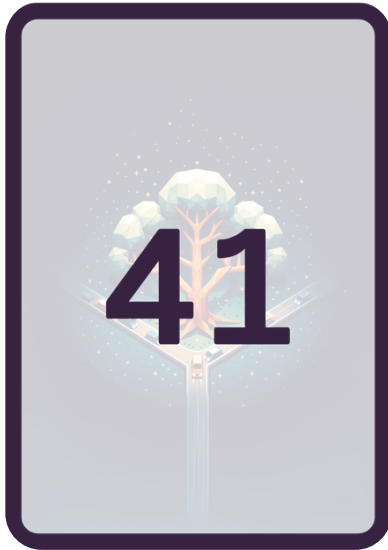
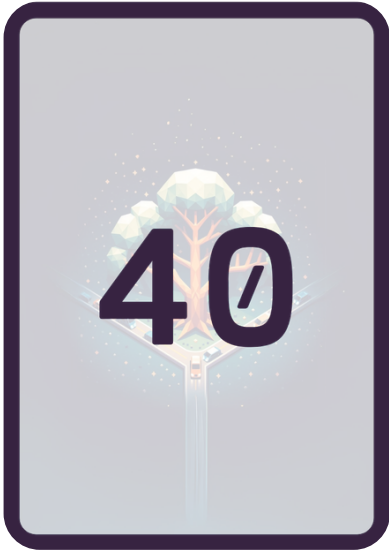
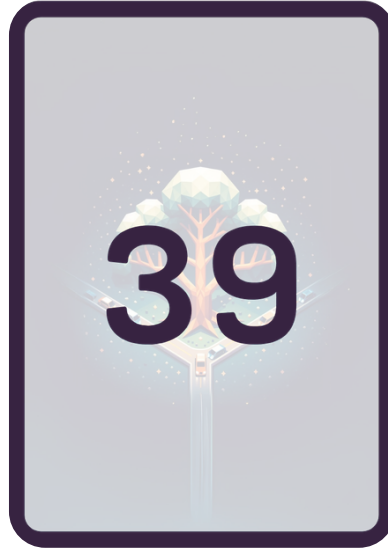
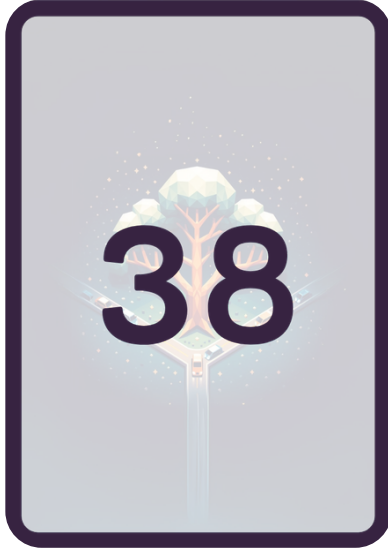
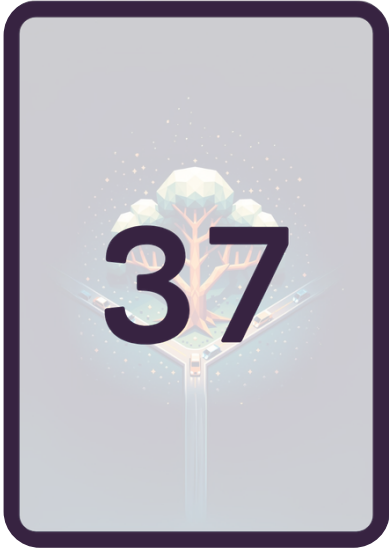
# Jeu de cartes « Numéro »

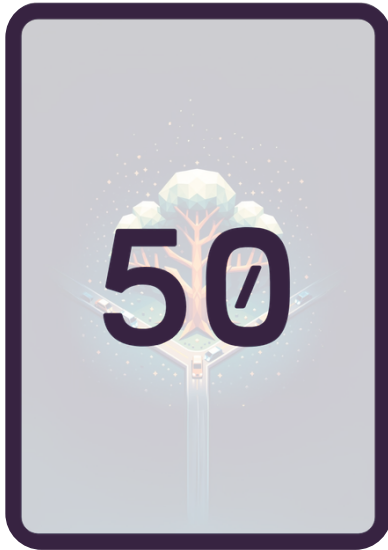
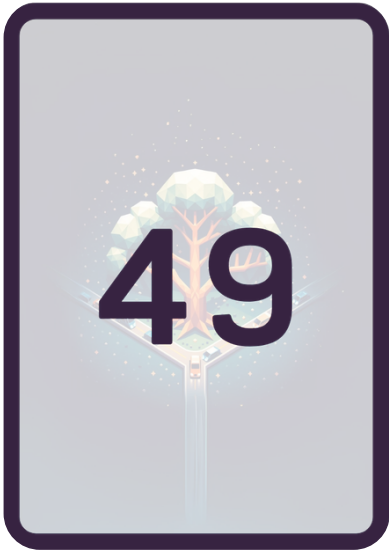
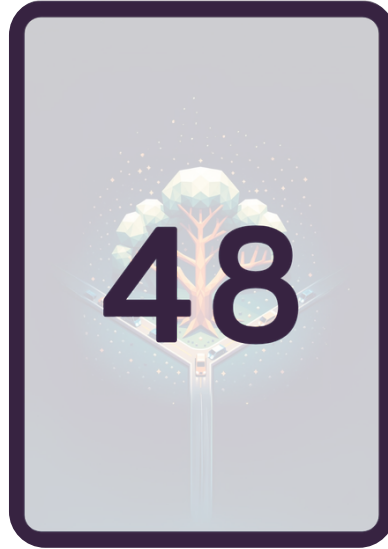
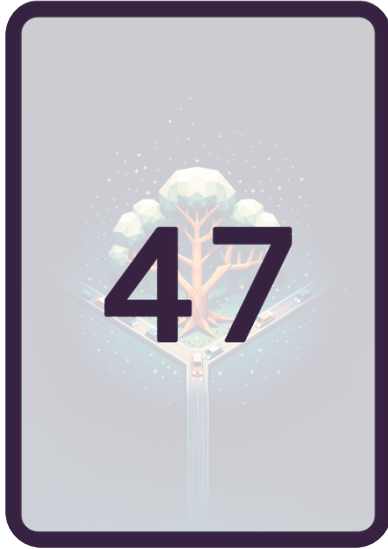
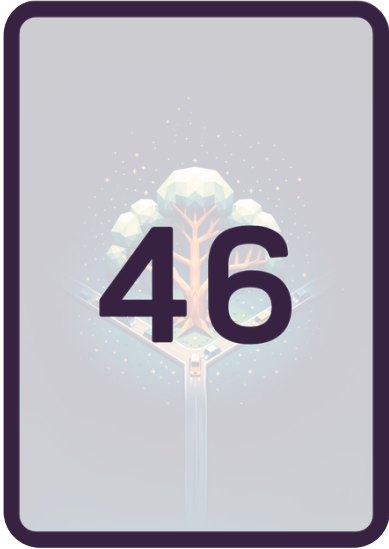















# Jeu de cartes « Dataset de véhicules »

**AURANTHETIC CHARGER**




TYPE DE VÉHICULE  
MOTO

CARBURANT  
ÉLECTRIQUE

ANNÉE DE PRODUCTION  
≤1994

**CITROËN C-ZERO**




TYPE DE VÉHICULE  
VOITURE

CARBURANT  
ÉLECTRIQUE

ANNÉE DE PRODUCTION  
>2006

**DUCATI 996 2000**



TYPE DE VÉHICULE  
MOTO

CARBURANT  
ESSENCE

ANNÉE DE PRODUCTION  
1995-2006

**FIAT DOBLÒ**



TYPE DE VÉHICULE  
UTILITAIRE

CARBURANT  
ESSENCE

ANNÉE DE PRODUCTION  
>2006

**FORD RANGER EV**



TYPE DE VÉHICULE  
UTILITAIRE

CARBURANT  
ÉLECTRIQUE

ANNÉE DE PRODUCTION  
1995-2006

**FORD TRANSIT**



TYPE DE VÉHICULE  
UTILITAIRE

CARBURANT  
DIESEL

ANNÉE DE PRODUCTION  
≤1994

**HARLEY DAVIDSON SPORTSTER**




TYPE DE VÉHICULE  
MOTO

CARBURANT  
ESSENCE

ANNÉE DE PRODUCTION  
≤1994

**HONDA CBF 125 2010**




TYPE DE VÉHICULE  
MOTO

CARBURANT  
ESSENCE

ANNÉE DE PRODUCTION  
>2006

**HONDA CIVIC VII**



TYPE DE VÉHICULE  
VOITURE

CARBURANT  
ESSENCE

ANNÉE DE PRODUCTION  
1995-2006

## MERCEDES-BENZ SPRINTER I



TYPE DE VÉHICULE

UTILITAIRE

CARBURANT

DIESEL

ANNÉE DE PRODUCTION

1995-2006



## NISSAN E-NV200



TYPE DE VÉHICULE

UTILITAIRE

CARBURANT

ÉLECTRIQUE

ANNÉE DE PRODUCTION

>2006



## PEUGEOT 106 ELECTRIC



TYPE DE VÉHICULE

VOITURE

CARBURANT

ÉLECTRIQUE

ANNÉE DE PRODUCTION

1995-2006



## PEUGEOT 604



TYPE DE VÉHICULE

VOITURE

CARBURANT

DIESEL

ANNÉE DE PRODUCTION

≤1994



## PEUGEOT 2008 II



TYPE DE VÉHICULE

VOITURE

CARBURANT

ESSENCE

ANNÉE DE PRODUCTION

>2006



## PEUGEOT J5 ELECTRIC



TYPE DE VÉHICULE

UTILITAIRE

CARBURANT

ÉLECTRIQUE

ANNÉE DE PRODUCTION

≤1994



## PORSCHE CAYENNE



TYPE DE VÉHICULE

VOITURE

CARBURANT

DIESEL

ANNÉE DE PRODUCTION

>2006



## RENAULT EXPRESS



TYPE DE VÉHICULE

UTILITAIRE

CARBURANT

ESSENCE

ANNÉE DE PRODUCTION

≤1994



## RENAULT KANGOO



TYPE DE VÉHICULE

UTILITAIRE

CARBURANT


ESSENCE

ANNÉE DE PRODUCTION


1995-2006




ROYAL ENFIELD  
325 TAURUS




TYPE DE VÉHICULE  
 🏍️ MOTO  
 CARBURANT  
 🛢️ DIESEL  
 ANNÉE DE PRODUCTION  
 🚗 ≤1994




ROYAL ENFIELD  
SOMMER 462




TYPE DE VÉHICULE  
 🏍️ MOTO  
 CARBURANT  
 🛢️ DIESEL  
 ANNÉE DE PRODUCTION  
 🚗 1995-2006



TRACK 800 CDI



TYPE DE VÉHICULE  
 🏍️ MOTO  
 CARBURANT  
 🛢️ DIESEL  
 ANNÉE DE PRODUCTION  
 🚗 >2006




VECTRIX VX-1




TYPE DE VÉHICULE  
 🏍️ MOTO  
 CARBURANT  
 ⚡ ÉLECTRIQUE  
 ANNÉE DE PRODUCTION  
 🚗 1995-2006



VOLKSWAGEN  
CADDY CARGO



TYPE DE VÉHICULE  
 🚐 UTILITAIRE  
 CARBURANT  
 🛢️ DIESEL  
 ANNÉE DE PRODUCTION  
 🚗 >2006




VOLKSWAGEN  
CORRADO G60




TYPE DE VÉHICULE  
 🚗 VOITURE  
 CARBURANT  
 ⛽ ESSENCE  
 ANNÉE DE PRODUCTION  
 🚗 ≤1994



VOLKSWAGEN  
GOLF IV




TYPE DE VÉHICULE  
 🚗 VOITURE  
 CARBURANT  
 🛢️ DIESEL  
 ANNÉE DE PRODUCTION  
 🚗 1995-2006



ZERO S



TYPE DE VÉHICULE  
 🏍️ MOTO  
 CARBURANT  
 ⚡ ÉLECTRIQUE  
 ANNÉE DE PRODUCTION  
 🚗 >2006



EST-CE QUE **CATÉGORIE** ?

EST **VALEUR** \_\_\_\_\_

NON OUI

EST-CE QUE **CATÉGORIE** ?

EST **VALEUR** \_\_\_\_\_

NON OUI

EST-CE QUE **CATÉGORIE** ?

EST **VALEUR** \_\_\_\_\_

NON OUI

EST-CE QUE **CATÉGORIE** ?

EST **VALEUR** \_\_\_\_\_

NON OUI

EST-CE QUE **CATÉGORIE** ?

EST **VALEUR** \_\_\_\_\_

NON OUI

EST-CE QUE **CATÉGORIE** ?

EST **VALEUR** \_\_\_\_\_

NON OUI

EST-CE QUE **CATÉGORIE** ?

EST **VALEUR** \_\_\_\_\_

NON OUI

EST-CE QUE **CATÉGORIE** ?

EST **VALEUR** \_\_\_\_\_

NON OUI

EST-CE QUE **CATÉGORIE** ?

EST **VALEUR** \_\_\_\_\_

NON OUI



# Feuilles d'algorithmes

Catégorie	Valeur	A	NA	Min absolu ?	Max. absolu ?
Type de véhicule	Moto			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	Voiture			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	Utilitaire			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Type de carburant	Diesel			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	Essence			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	Électrique			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Date de fabrication	≤1994			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	1995-2006			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	≥2006			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

Catégorie	Valeur	A	NA	Min absolu ?	Max. absolu ?
Type de véhicule	Moto			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	Voiture			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	Utilitaire			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Type de carburant	Diesel			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	Essence			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	Électrique			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Date de fabrication	≤1994			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	1995-2006			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	≥2006			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>