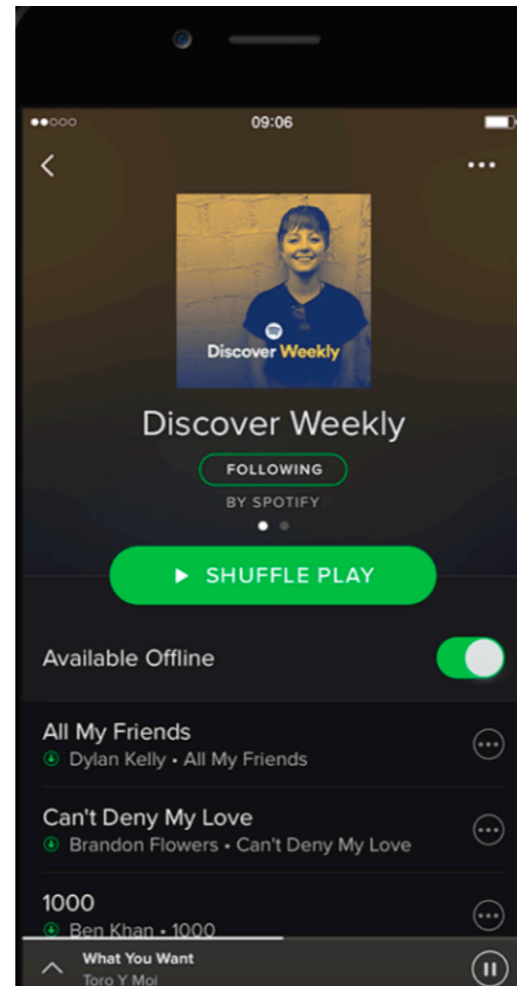
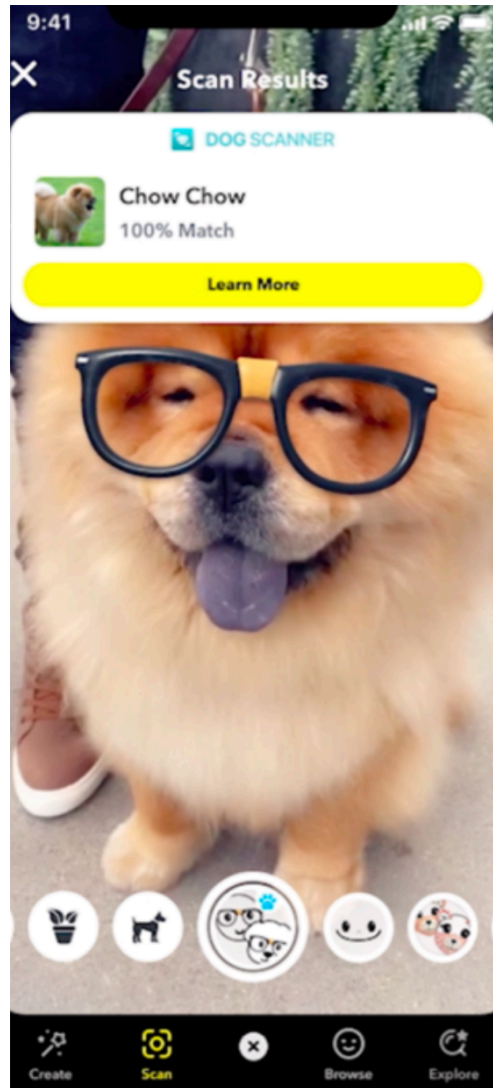
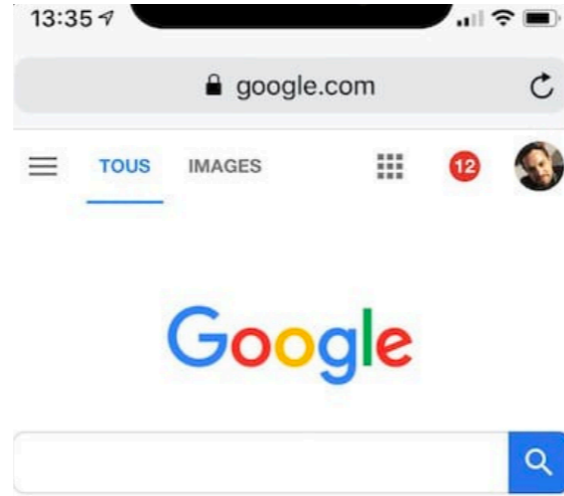
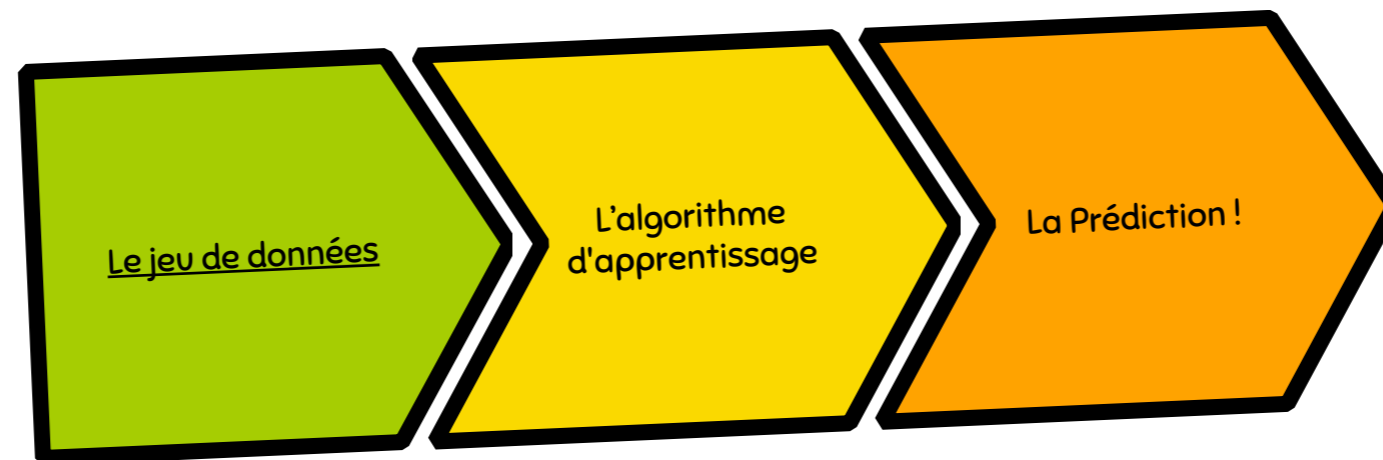


À quoi
« l'intelligence
artificielle » vous fait
penser ?

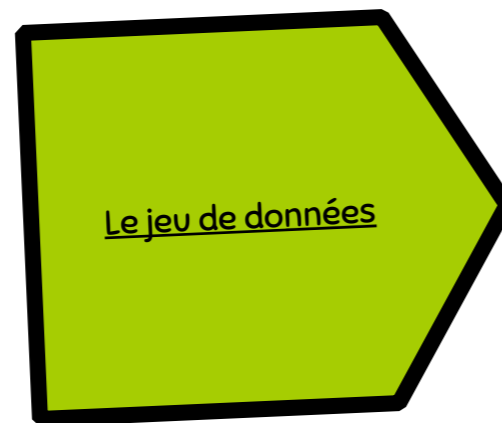




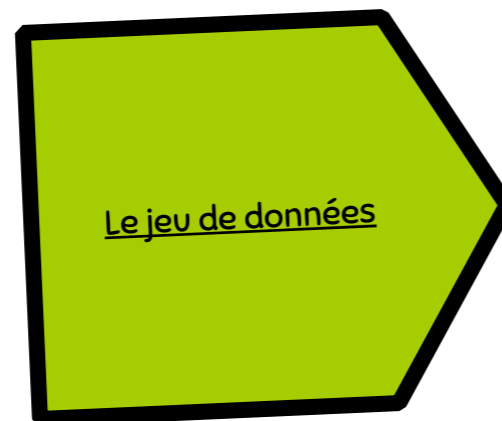
L'intelligence artificielle comprend trois parties



L'intelligence artificielle comprend trois parties



L'intelligence artificielle comprend trois parties



Qu'est-ce qu'un
« jeu de données » ?

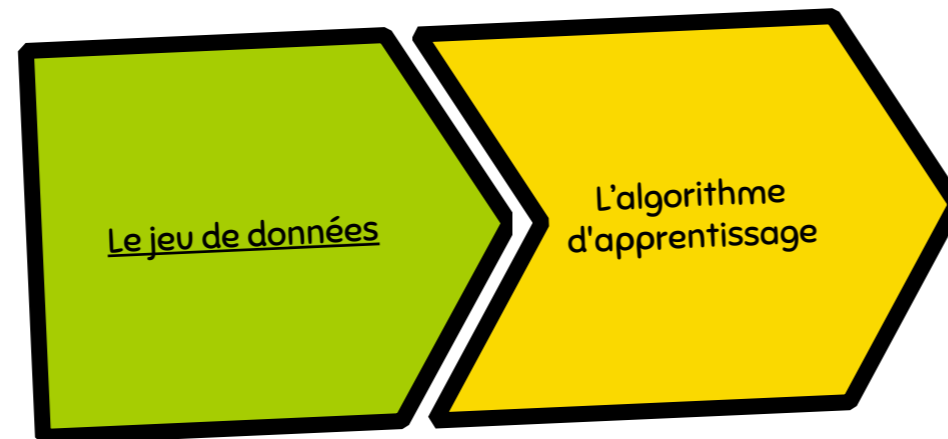
Jeux de données

Un jeu de données est une collection de données sélectionnées

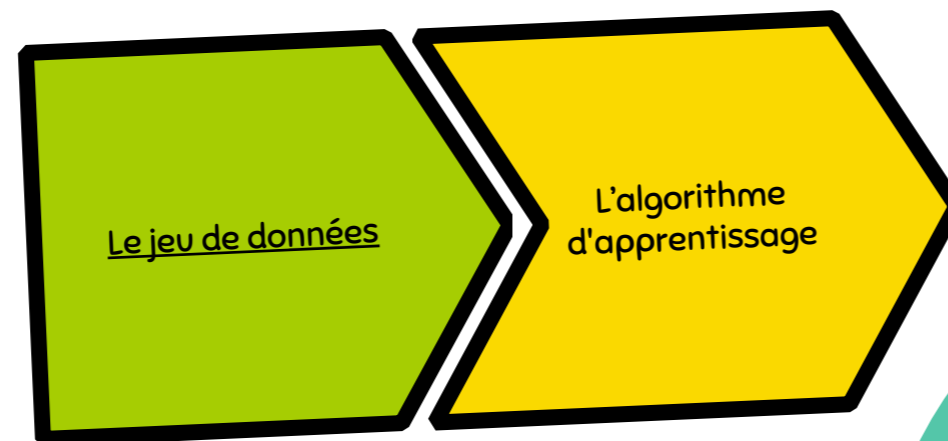
- Images
- Mesures (temps, vues, pouces, etc.)
- Texte
- Enregistrements video



L'intelligence artificielle comprend trois parties

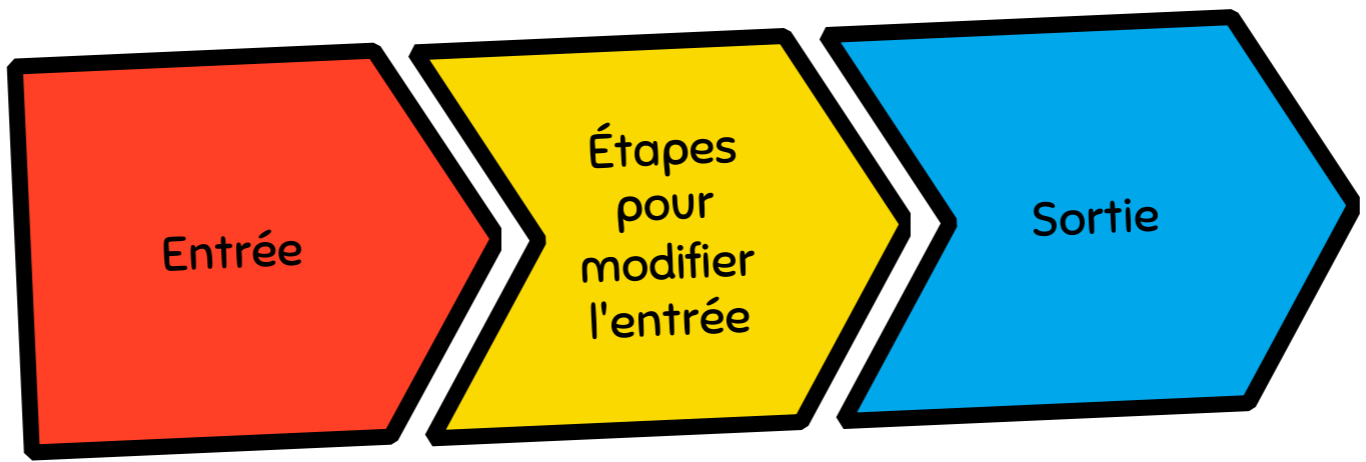


L'intelligence artificielle comprend trois parties



Qu'est-ce qu'un
« algorithme » ?

Algorithmme





Ajouter un contact sur votre téléphone

Ajouter un contact sur votre téléphone

Entrée :

- Nom du contact
- Numéro de téléphone

Ajouter un contact sur votre téléphone

Entrée :

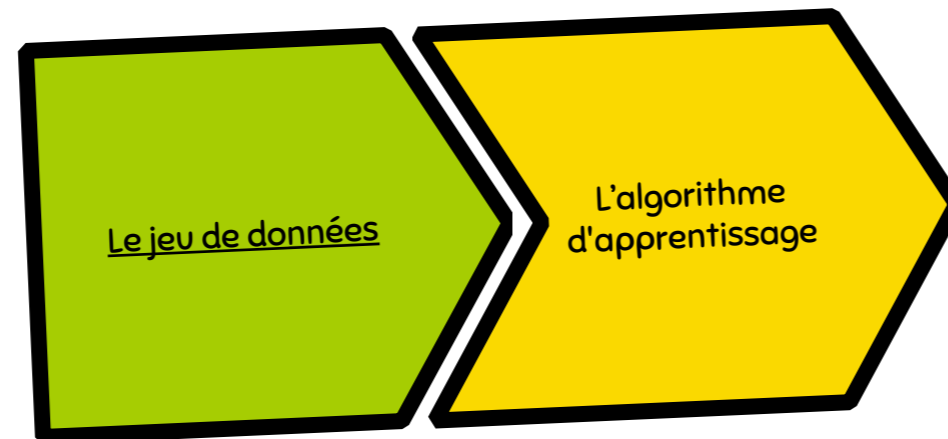
- Nom du contact
- Numéro de téléphone

1. Ouvrir le carnet d'adresses
2. Remplir le prénom
3. Remplir le nom de famille
4. Ajouter le numéro de telephone
5. Enregistrer !

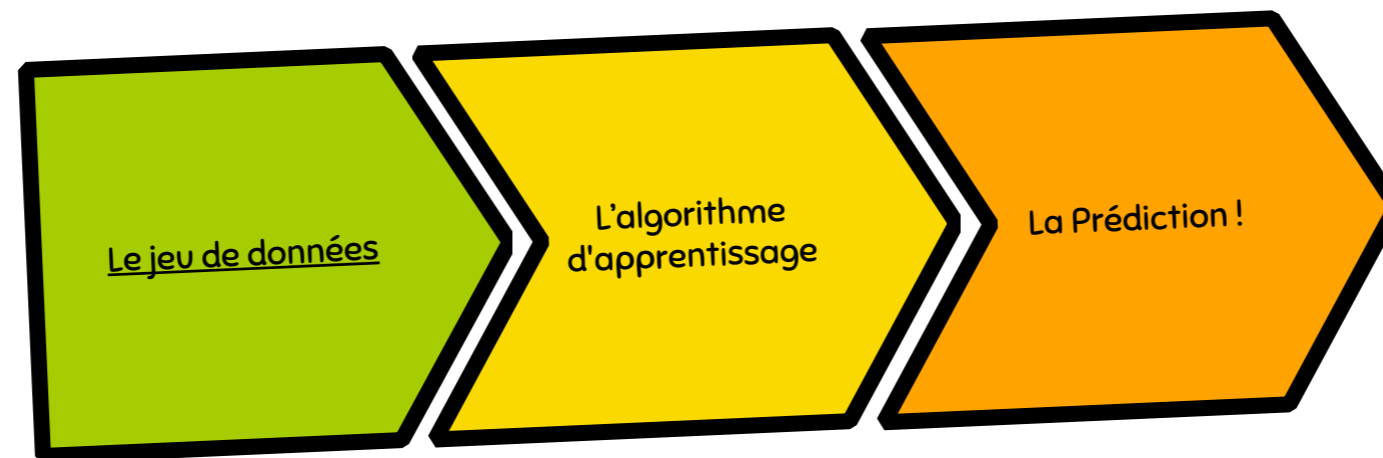
Ajouter un contact sur votre téléphone



L'intelligence artificielle comprend trois parties



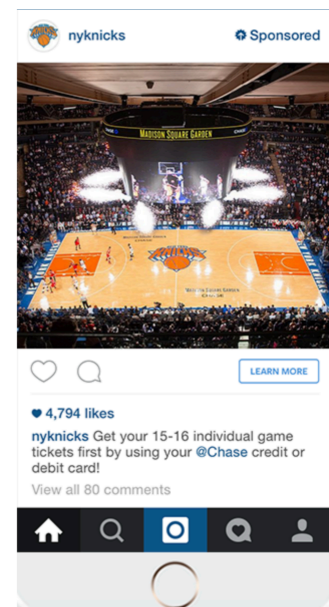
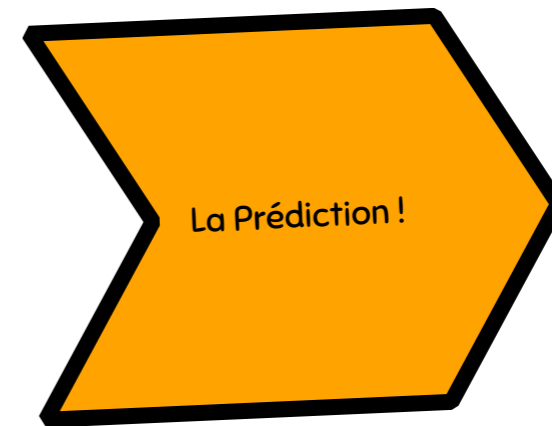
L'intelligence artificielle comprend trois parties



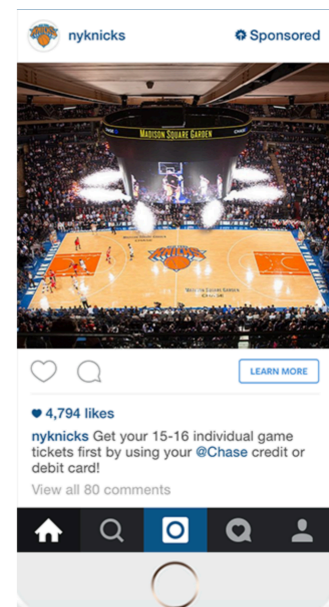


Essayons quelques exemples !

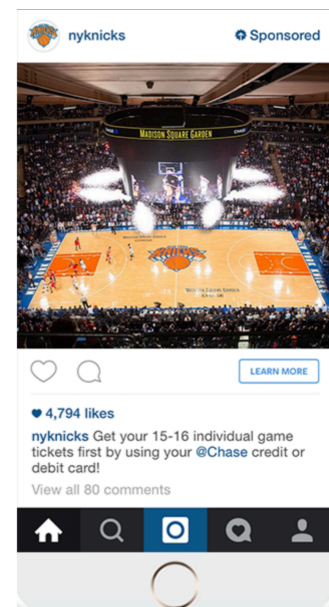
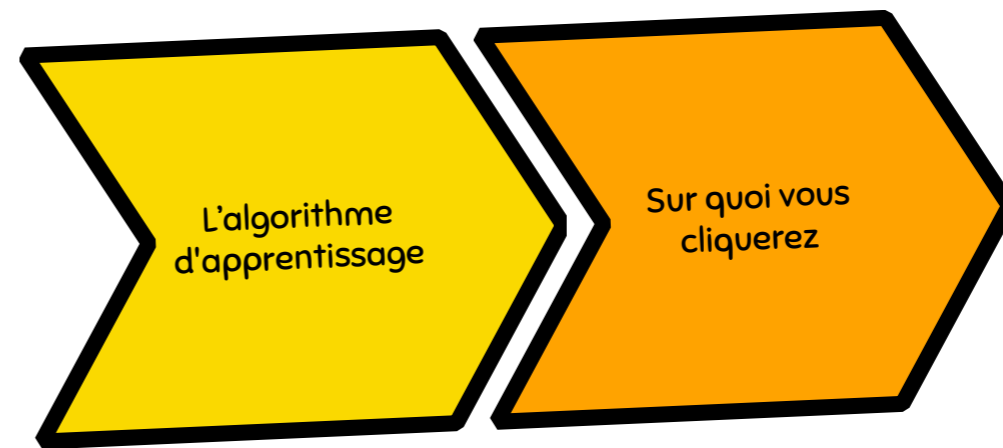
La publicité sur Instagram



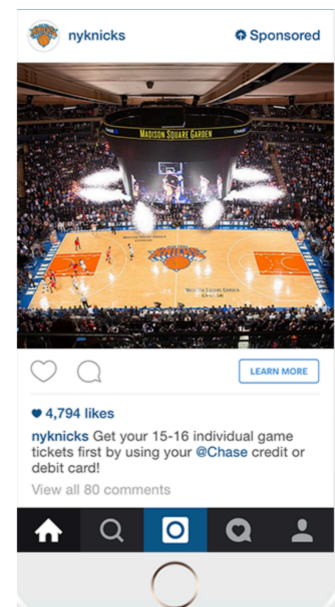
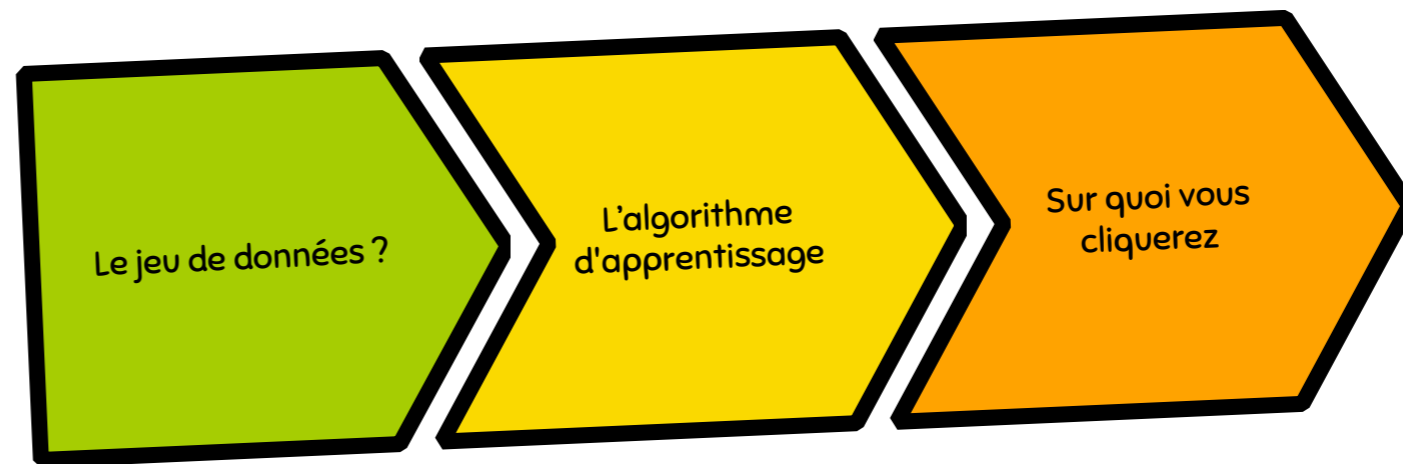
La publicité sur Instagram



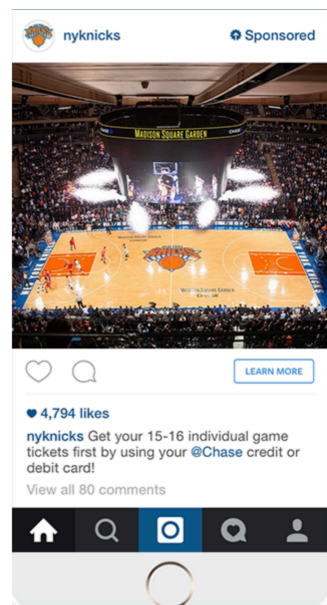
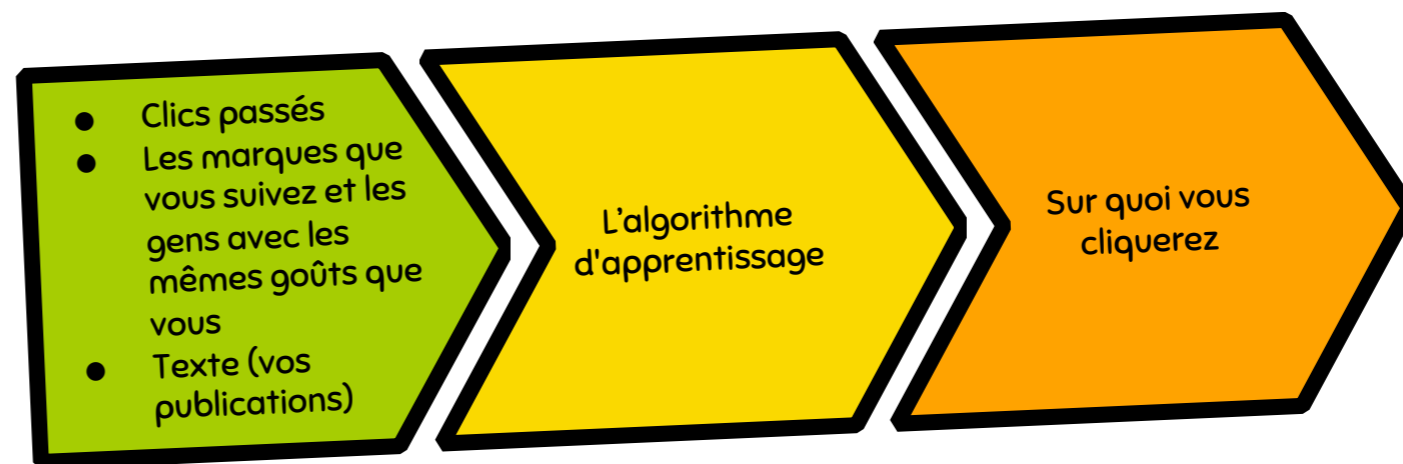
La publicité sur Instagram



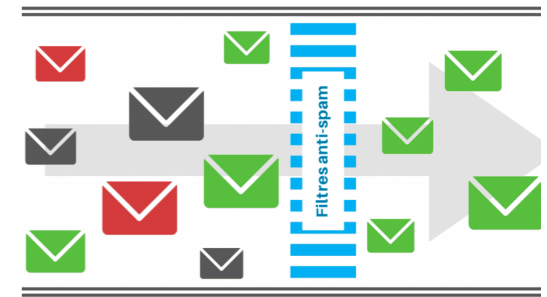
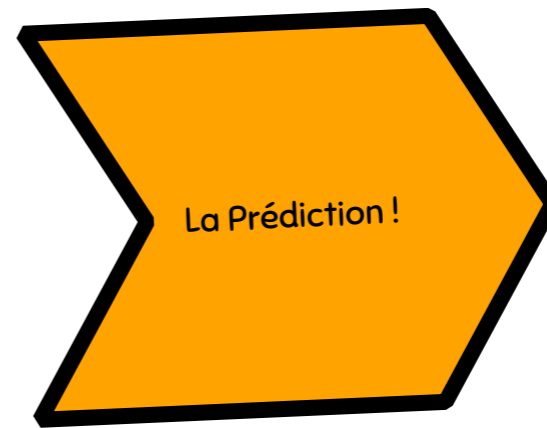
La publicité sur Instagram



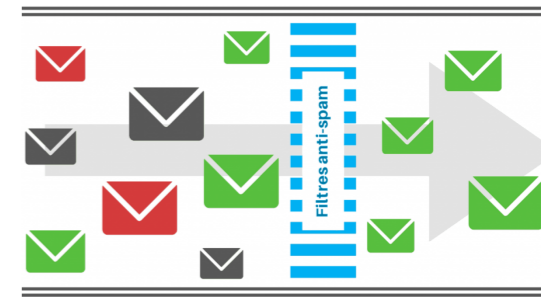
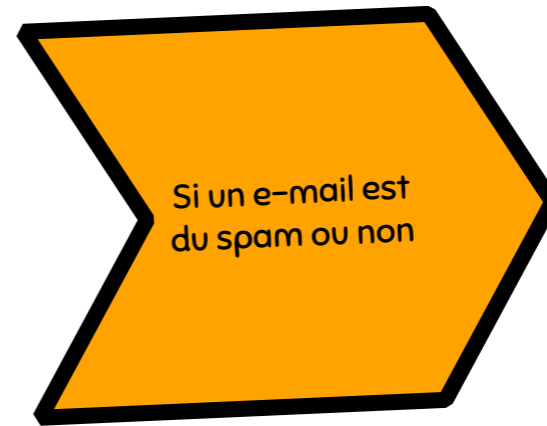
La publicité sur Instagram



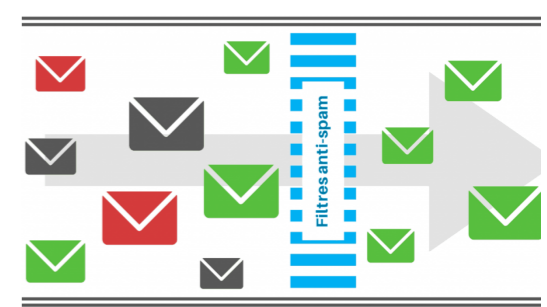
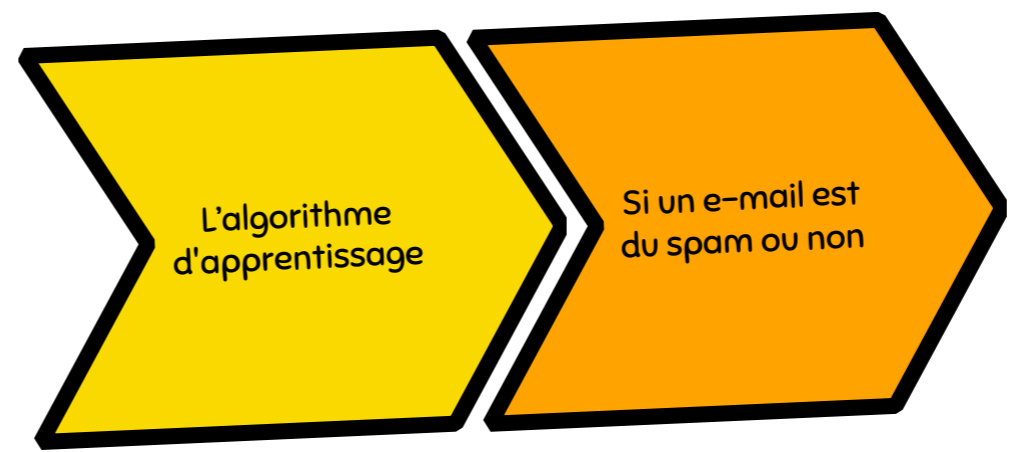
Filtre anti-spam pour vos e-mails



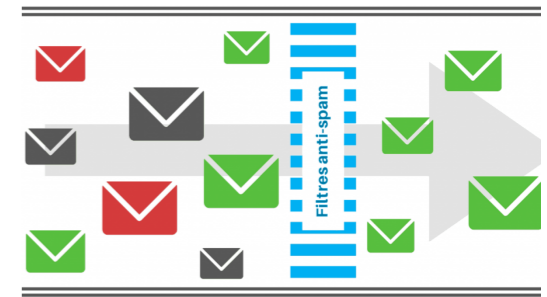
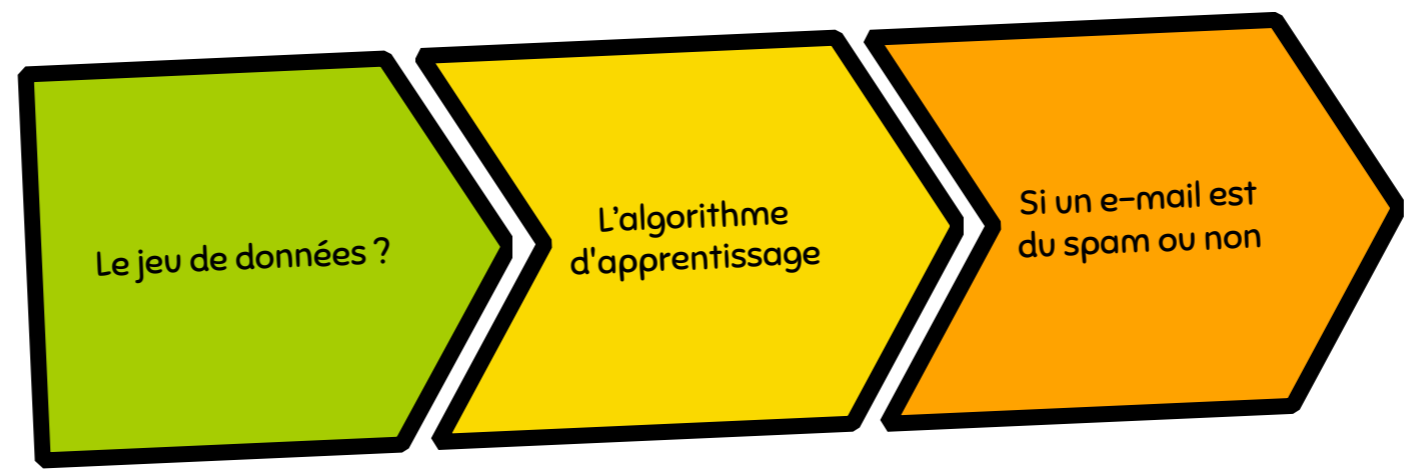
Filtre anti-spam pour vos e-mails



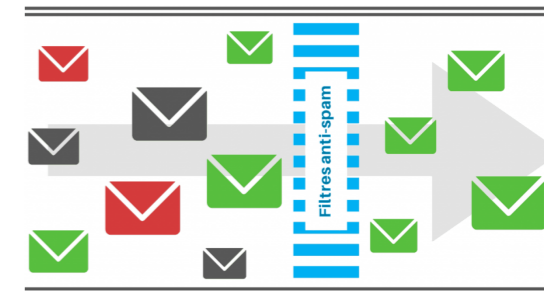
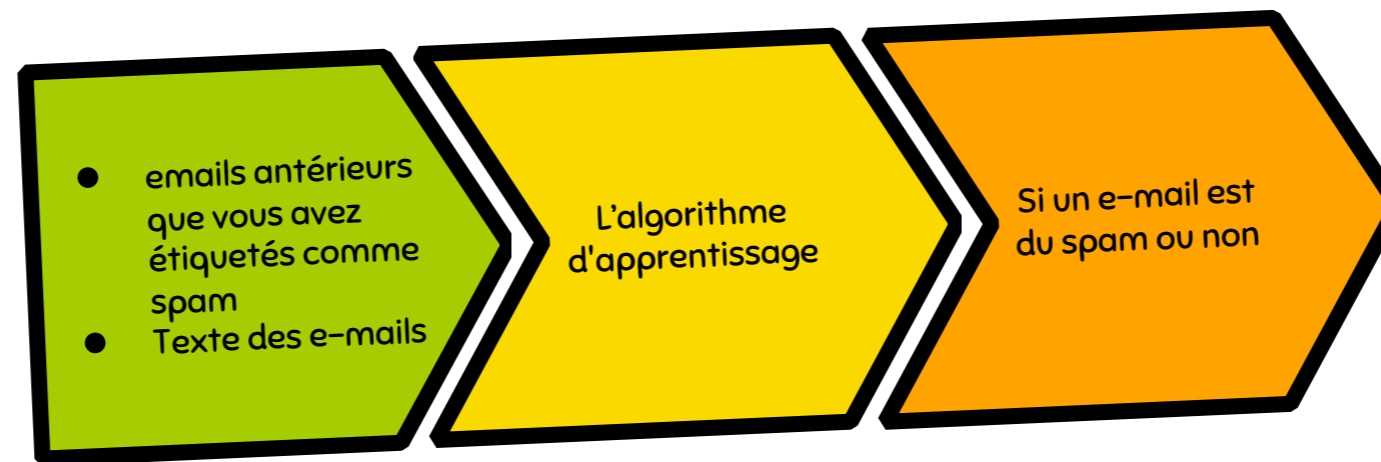
Filtre anti-spam pour vos e-mails



Filtre anti-spam pour vos e-mails



Filtre anti-spam pour vos e-mails





Il est temps d'entraîner une IA !

Introduction



```
if(speed<4){  
  status=WALKING;  
}
```

Introduction



```
if(speed<4){  
    status=WALKING;  
} else {  
    status=RUNNING;  
}
```

Introduction



```
if(speed<4){  
    status=WALKING;  
} else if(speed<12){  
    status=RUNNING;  
} else {  
    status=BIKING;  
}
```



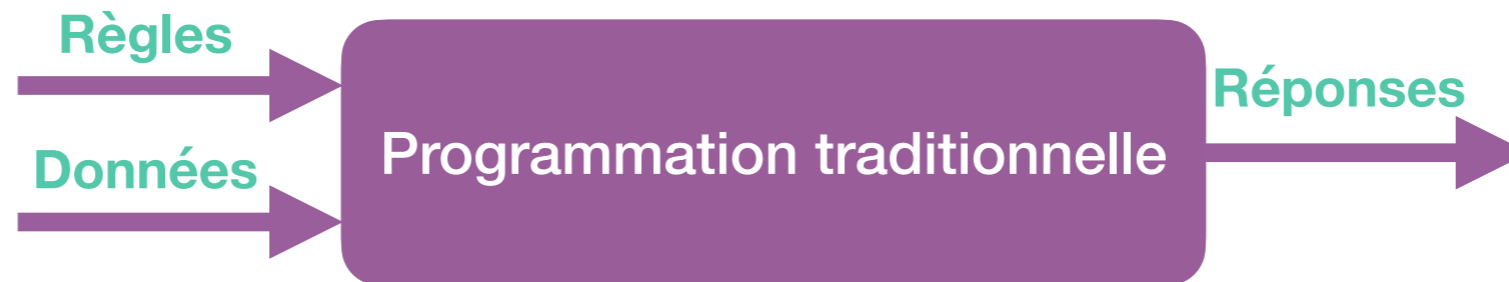
R & D

Introduction



// Now what?

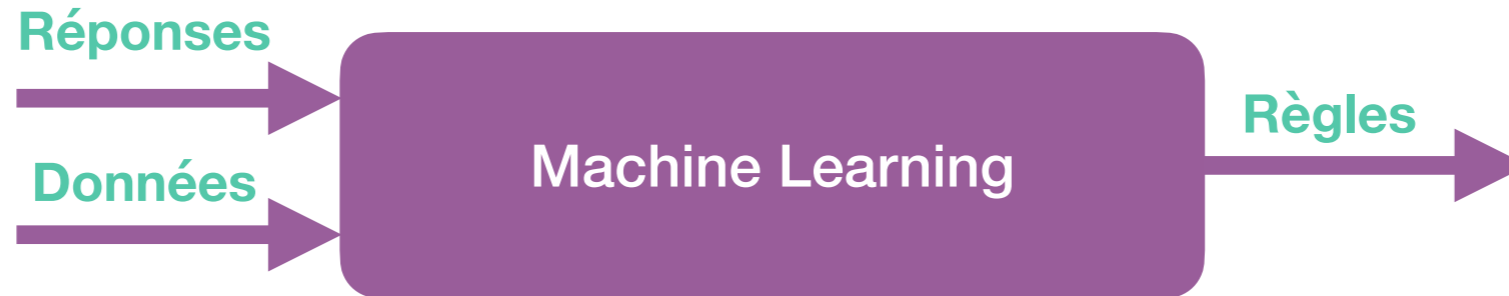
Machine Learning







Vous exprimez des **règles** dans un langage de programmation. Celles-ci agissent sur des **données** et votre programme fournit des **réponses**.

Dans le cas de la détection d'activité, les règles (le code que vous avez écrit pour définir les types d'activités) agissent sur les données (la vitesse de déplacement de la personne) afin de trouver une réponse -- la valeur de retour de la fonction permettant de déterminer le statut d'activité de l'utilisateur (s'il marchait, courait, faisait du vélo, etc.).

Machine Learning

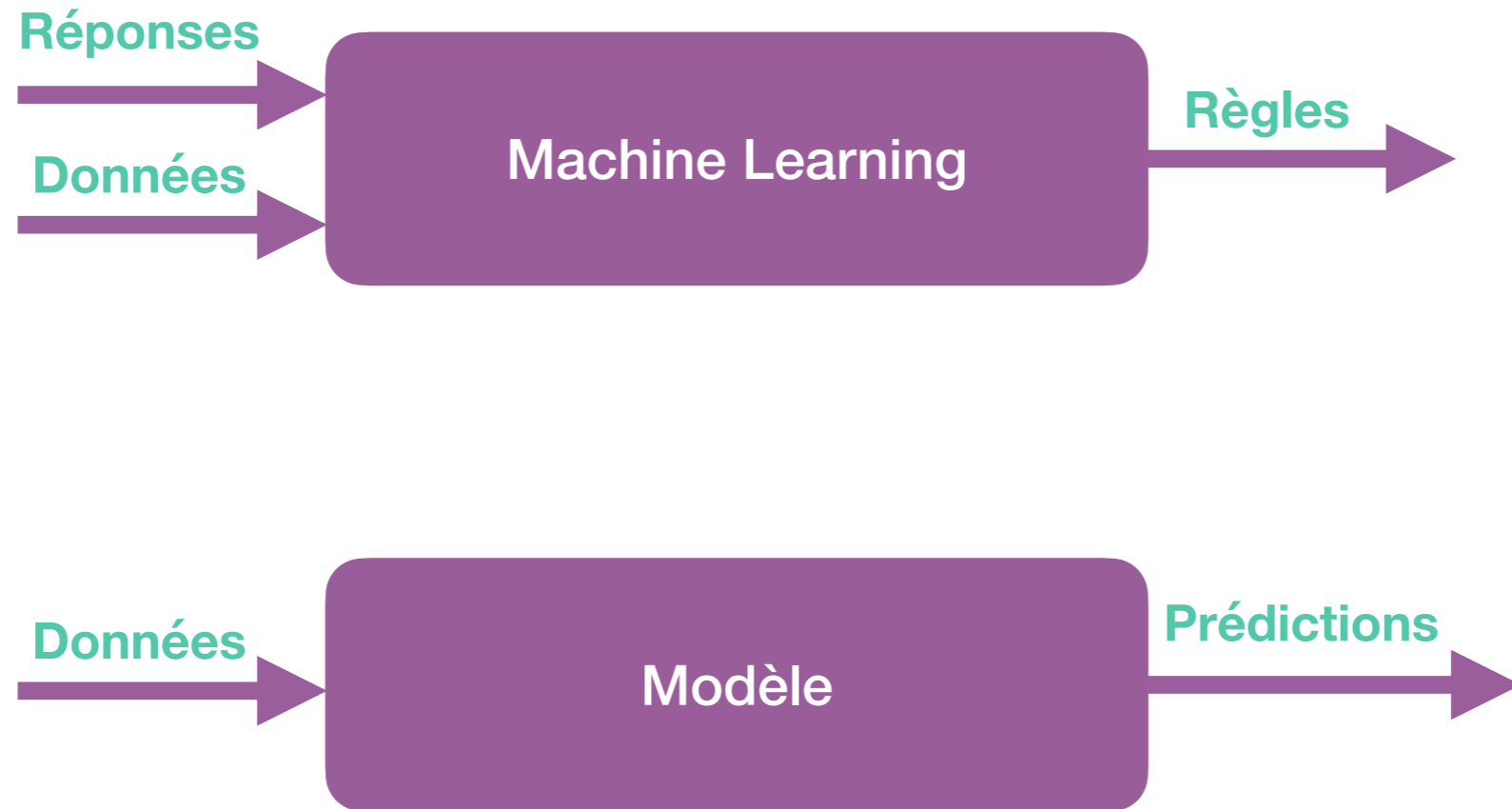


Au lieu d'essayer de définir les règles et de les exprimer dans un langage de programmation, vous fournissez les réponses (généralement appelées étiquettes) avec les données, et la machine déduit les règles qui déterminent la relation entre les réponses et les données. Par exemple, notre scénario de détection d'activité pourrait ressembler à ceci dans un contexte d'apprentissage machine :

			
0101001010100101010 1001010101001011101 0100101010010101001 0101001010100101010	1010100101001010101 0101010010010010001 0010011111010101111 1010100100111101011	1001010011111010101 1101010111010101110 1010101111010101011 1111110001111010101	1111111111010011101 0011111010111110101 0101110101010101110 1010101010100111110
Label = WALKING	Label = RUNNING	Label = BIKING	Label = GOLFING (Sort of)

Nous recueillons beaucoup de données et les étiquetons pour dire effectivement « Voilà à quoi ressemble la marche », « Voilà à quoi ressemble la course », etc. Ensuite, l'ordinateur peut déduire les règles qui déterminent, à partir des données, les différents schémas qui dénotent une activité particulière.

Machine Learning



Vous transmettez au modèle quelques données, et le modèle utilisera les règles qu'il a déduites de l'entraînement pour arriver à une prédiction - c'est-à-dire « Ces données ressemblent à de la marche », « Ces données ressemblent à du vélo », etc.

Exemple

PassengerId	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	Ticket	Fare	Cabin	Embarked	
0	1	0	3	Braund, Mr. Owen Harris	male	22.0	1	0	A/5 21171	7.2500	NaN	S
1	2	1	1	Cumings, Mrs. John Bradley (Florence Briggs Th...	female	38.0	1	0	PC 17599	71.2833	C85	C
2	3	1	3	Heikkinen, Miss. Laina	female	26.0	0	0	STON/O2. 3101282	7.9250	NaN	S
3	4	1	1	Futrelle, Mrs. Jacques Heath (Lily May Peel)	female	35.0	1	0	113803	53.1000	C123	S
4	5	0	3	Allen, Mr. William Henry	male	35.0	0	0	373450	8.0500	NaN	S
5	6	0	3	Moran, Mr. James	male	NaN	0	0	330877	8.4583	NaN	Q
6	7	0	1	McCarthy, Mr. Timothy J	male	54.0	0	0	17463	51.8625	E46	S
7	8	0	3	Palsson, Master. Gosta Leonard	male	2.0	3	1	349909	21.0750	NaN	S
8	9	1	3	Johnson, Mrs. Oscar W (Elisabeth Vilhelmina Berg)	female	27.0	0	2	347742	11.1333	NaN	S
9	10	1	2	Nasser, Mrs. Nicholas (Adele Achem)	female	14.0	1	0	237736	30.0708	NaN	C
10	11	1	3	Sandstrom, Miss. Marguerite Rut	female	4.0	1	1	PP 9549	16.7000	G6	S
11	12	1	1	Bonnell, Miss. Elizabeth	female	58.0	0	0	113783	26.5500	C103	S

Survived : 0 = Oui, 1 = Non

Pclass : 1 = première classe, 2 = deuxième classe, 3 = troisième classe

SibSp : le nombre de frères, soeurs et conjointe à bord

Parch : le nombre de parents et d'enfants à bord

Ticket : le numéro de billet

Cabin : le numéro de cabine

Embarked : le port d'embarquement C = Cherbourg, Q = Queenstown, S = Southampton

Exemple

PassengerId	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	Ticket	Fare	Cabin	Embarked	
0	1	0	3	Braund, Mr. Owen Harris	male	22.0	1	0	A/5 21171	7.2500	NaN	S
1	2	1	1	Cumings, Mrs. John Bradley (Florence Briggs Th...	female	38.0	1	0	PC 17599	71.2833	C85	C
2	3	1	3	Heikkinen, Miss. Laina	female	26.0	0	0	STON/O2. 3101282	7.9250	NaN	S
3	4	1	1	Futrelle, Mrs. Jacques Heath (Lily May Peel)	female	35.0	1	0	113803	53.1000	C123	S
4	5	0	3	Allen, Mr. William Henry	male	35.0	0	0	373450	8.0500	NaN	S
5	6	0	3	Moran, Mr. James	male	NaN	0	0	330877	8.4583	NaN	Q
6	7	0	1	McCarthy, Mr. Timothy J	male	54.0	0	0	17463	51.8625	E46	S
7	8	0	3	Palsson, Master. Gosta Leonard	male	2.0	3	1	349909	21.0750	NaN	S
8	9	1	3	Johnson, Mrs. Oscar W (Elisabeth Vilhelmina Berg)	female	27.0	0	2	347742	11.1333	NaN	S
9	10	1	2	Nasser, Mrs. Nicholas (Adele Achem)	female	14.0	1	0	237736	30.0708	NaN	C
10	11	1	3	Sandstrom, Miss. Marguerite Rut	female	4.0	1	1	PP 9549	16.7000	G6	S
11	12	1	1	Bonnell, Miss. Elizabeth	female	58.0	0	0	113783	26.5500	C103	S

Survived : 0 = Oui, 1 = Non

Pclass : 1 = première classe, 2 = deuxième classe, 3 = troisième classe

SibSp : le nombre de frères, soeurs et conjointe à bord

Parch : le nombre de parents et d'enfants à bord

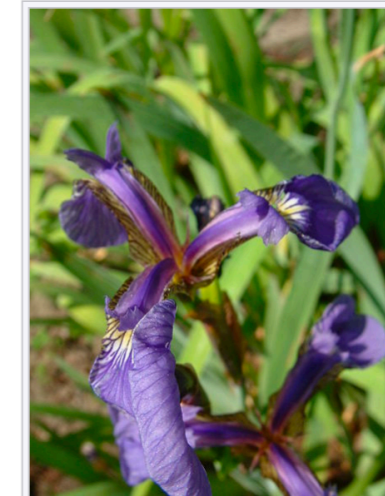
Ticket : le numéro de billet

Cabin : le numéro de cabine

Embarked : le port d'embarquement C = Cherbourg, Q = Queenstown, S = Southampton

Exemple

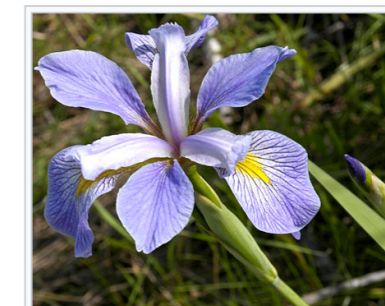
Dataset order ↕	Sepal length ↕	Sepal width ↕	Petal length ↕	Petal width ↕	Species ↕
1	5.1	3.5	1.4	0.2	<i>I. setosa</i>
2	4.9	3.0	1.4	0.2	<i>I. setosa</i>
3	4.7	3.2	1.3	0.2	<i>I. setosa</i>
4	4.6	3.1	1.5	0.2	<i>I. setosa</i>
5	5.0	3.6	1.4	0.3	<i>I. setosa</i>
6	5.4	3.9	1.7	0.4	<i>I. setosa</i>
7	4.6	3.4	1.4	0.3	<i>I. setosa</i>
8	5.0	3.4	1.5	0.2	<i>I. setosa</i>
9	4.4	2.9	1.4	0.2	<i>I. setosa</i>
10	4.9	3.1	1.5	0.1	<i>I. setosa</i>
11	5.4	3.7	1.5	0.2	<i>I. setosa</i>
12	4.8	3.4	1.6	0.2	<i>I. setosa</i>
13	4.8	3.0	1.4	0.1	<i>I. setosa</i>
51	7.0	3.2	4.7	1.4	<i>I. versicolor</i>
52	6.4	3.2	4.5	1.5	<i>I. versicolor</i>
53	6.9	3.1	4.9	1.5	<i>I. versicolor</i>
54	5.5	2.3	4.0	1.3	<i>I. versicolor</i>
55	6.5	2.8	4.6	1.5	<i>I. versicolor</i>
56	5.7	2.8	4.5	1.3	<i>I. versicolor</i>
57	6.3	3.3	4.7	1.6	<i>I. versicolor</i>
58	4.9	2.4	3.3	1.0	<i>I. versicolor</i>
59	6.6	2.9	4.6	1.3	<i>I. versicolor</i>
60	5.2	2.7	3.9	1.4	<i>I. versicolor</i>
61	5.0	2.0	3.5	1.0	<i>I. versicolor</i>
101	6.3	3.3	6.0	2.5	<i>I. virginica</i>
102	5.8	2.7	5.1	1.9	<i>I. virginica</i>
103	7.1	3.0	5.9	2.1	<i>I. virginica</i>
104	6.3	2.9	5.6	1.8	<i>I. virginica</i>
105	6.5	3.0	5.8	2.2	<i>I. virginica</i>
106	7.6	3.0	6.6	2.1	<i>I. virginica</i>
107	4.9	2.5	4.5	1.7	<i>I. virginica</i>
108	7.3	2.9	6.3	1.8	<i>I. virginica</i>



Iris setosa



Iris versicolor



Iris virginica



Il est temps d'imaginer vos variables et votre prédiction !

L'intelligence artificielle et les humains



En 1997, le champion mondial d'échecs était battu pour la première fois par une machine appelée Deep Blue.

En 2004-2005, un tournoi d'échecs confrontant plusieurs champions mondiaux d'échecs humains et plusieurs machines plus avancées que Deep Blue était organisé, en ayant comme but de répondre à la question suivante : **si les humains ne parviennent à gagner contre les machines aux échecs, un duo humain-machine ne seraient-ils pas moins performants qu'une machine en solo ? La machine ne serait-elle pas simplement ralentie par l'humain ?**



L'intelligence artificielle et les humains



Sans surprise, le duo humain-machine battait un humain. Mais ce qui est intéressant est que le duo battait également la machine en solo.

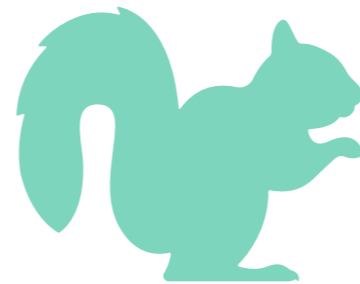


L'intelligence

L'intelligence humaine comprend plusieurs dimensions ce qui rend le duo plus performant dû à la collaboration homme-machine dans un jeu d'échecs alors que l'IA ne comprend qu'une seule dimension. C'est la raison pour laquelle nous parlons d'IA faible, être capable de résoudre un problème ne nous dit rien sur la capacité de résoudre un autre problème.

L'intelligence

Dans ce contexte, en général, dû aux différentes dimensions de l'intelligence, les écureuils par exemple, peuvent déjouer les humains dans certaines tâches.



Les outils



À travers notre histoire, nous avons inventé différents outils pour augmenter nos capacités cognitives, comme les lances, les flèches ou l'écriture. Ces outils n'ont pas seulement facilité la vie humaine, ils ont changé complètement notre mode de vie et nous ont permis d'inventer entre autres, les mathématiques, les sciences, les arts et d'autres piliers de la civilisation moderne.



Les outils



Dans l'idéal un outil devrait accroître les compétences humaines et non les alourdir. Imaginez par exemple, que vous avez comme tâche, d'écrire un article en utilisant un stylo et une feuille de papier.

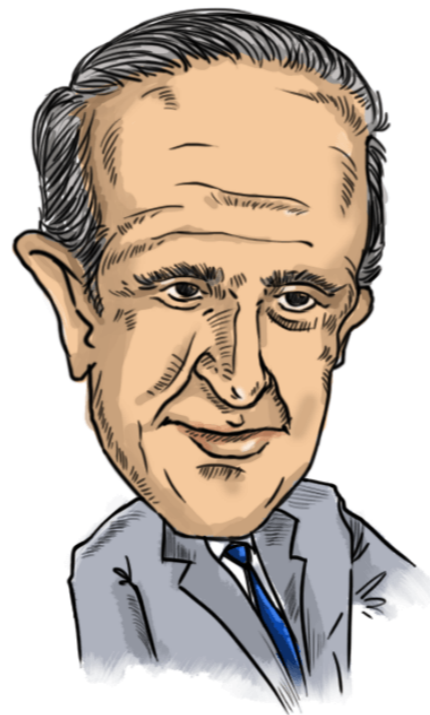
Les outils



Imaginez maintenant, que le stylo que vous allez utiliser est attaché à une brique. Comment votre capacité d'écriture va-t-elle être impactée ? votre capacité à organiser vos idées ? À générer des nouvelles idées ?

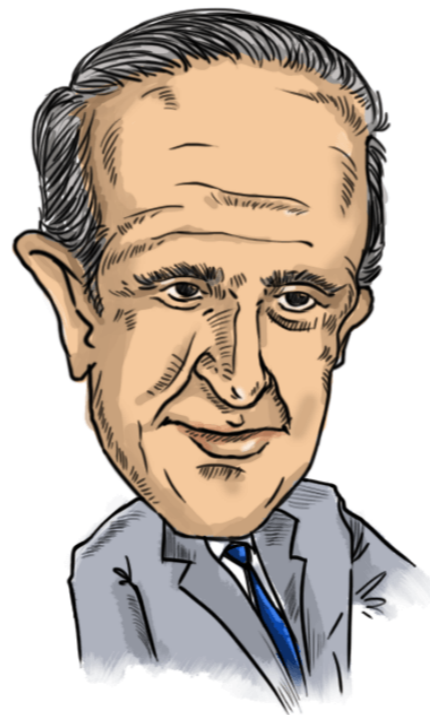
Les outils

C'est ce que Douglas Engelbart, un pionnier de l'informatique, avait fait en 1962 pour démontrer comment l'utilisation d'un outil (comme un stylo) pouvait modifier notre capacité à organiser nos pensées ou à explorer de nouvelles idées. Pour Engelbart, un outil ne facilitait pas simplement quelque chose, il permettait d'obtenir de nouvelles façons de penser et de vivre, qui auparavant n'étaient pas possibles.



Les outils

Engelbart envisageait que l'ordinateur soit un outil qui pourrait amplifier la créativité humaine, mais aujourd'hui, les appareils numériques que nous utilisons tous les jours sont conçus moins autour de la création, mais davantage autour de la consommation. C'est dans ce contexte de consommation que l'histoire de la relation entre les humains et l'IA sera non pas une collaboration mais une confrontation.



L'intelligence artificielle et les humains

Un lien fort entre une personne novice et une machine sera plus performant qu'une machine et le sera également face à une personne experte ayant un lien faible avec une machine. Cela veut dire que dans une collaboration entre les humains et les machines, la partie la plus importante ce n'est pas l'IA, ce n'est pas non plus l'humain, mais **leur collaboration**.

La collaboration entre les humains et les machines

Comment trouver la meilleure collaboration entre une machine et les humains ? Comment associer les forces des humains et des machines pour pallier leurs faiblesses ?

Nous devons commencer par comprendre leurs forces et leurs faiblesses

Les forces des humains

Si nous souhaitons connaître les forces universelles des humains, il suffit de regarder les enfants. Les enfants, même à un jeune âge, maîtrisent déjà l'intuition, l'empathie, les aptitudes sociales et la créativité que nous continuons à développer au cours de l'enfance et à l'âge adulte.

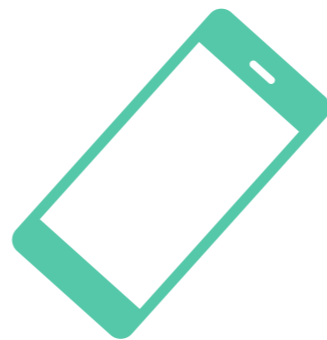
Les faiblesses des humains

Les inventions humains, comme l'écriture ou les mathématiques, sont souvent difficiles à apprendre, car nous sommes moins prédisposés génétiquement, c'est pourquoi nous avons inventé l'école.

C'est donc à l'école que nous pouvons observer les faiblesses des humains. L'arithmétique, le calcul, la mémoire, la logique sont difficiles à comprendre pour les humains, c'est pour cette raison, que nous allons à l'école pendant plusieurs années afin d'acquérir ces compétences de base.

Les faiblesses des humains

Il est intéressant de noter que notre téléphone portable peut réaliser plusieurs de ces tâches (calcul, mémoire, arithmétique, etc.) mieux et plus rapidement que le plus intelligent des humains.



Les forces des systèmes d'intelligence artificielle

Puisqu'il est difficile de prédire les forces et les faiblesses des systèmes l'IA, nous allons explorer les avantages et désavantages des systèmes l'IA existant. Comme nous l'avons déjà remarqué, les machines sont plus performantes que les humains quand il s'agit de tracer et de calculer des milliards de chiffres.

Le traitement des chiffres est donc la plus grande force des systèmes d'IA

Les faiblesses des systèmes d'intelligence artificielle

Si le traitement des chiffres est la plus grande force de l'IA, il est également sa plus grande faiblesse. À l'heure actuelle, la seule façon d'entraîner l'IA est de permettre à la machine de classer des réponses en « bonne » ou « mauvaise ». C'est la raison pour laquelle une machine avec de l'IA est meilleure qu'un humain pour jouer aux échecs, la machine doit classer les réponses en « gagner », « égalité » ou « perdre ».

Les faiblesses des systèmes d'intelligence artificielle

Mais dans une situation où nous ne pouvons pas classer les réponses sur une seule dimension (comme « gagner », « égalité » ou « perdre »), la machine ne sera pas capable de trouver une solution. C'est le cas des tâches comme discuter, créer une invention, de l'art ou formuler une hypothèse. Dans tous ces tâches, nous avons besoin d'un humain, qui peut s'écarter d'une seule réponse et demander « Pourquoi ? », « Comment ? » Ou « Et si ? ».

L'intelligence artificielle et les humains

À partir de ces forces et faiblesses, nous pouvons arriver à la conclusion suivante :

Les Intelligences Artificielles sont meilleures pour choisir les réponses, les humains sont meilleurs pour choisir les questions

L'intelligence artificielle et les humains

Dans ce contexte, l'humain choisit les questions, sous la forme d'objectifs et de contraintes, tandis qu'un système d'intelligence artificielle génère des réponses montrant de multiples possibilités. Mais il ne s'agit pas d'une conversation à sens unique. L'humain peut alors répondre au système d'intelligence artificielle en posant des questions plus profondes, en sélectionnant et en combinant les réponses, et en guidant le système d'intelligence artificielle.

L'importance des données

Une dernière question qui se pose est en lien avec l'interprétation des données collectées par l'IA. L'interprétation de ces données peut être biaisée tant par le système d'intelligence artificielle que par l'humain.

L'importance des données

Dans les années à venir, au lieu de concentrer nos efforts uniquement dans le développement des systèmes d'intelligence artificielle, nous devons également imaginer des moyens pour une **collaboration** entre les humains et les machines afin de minimiser les impacts négatifs et de maximiser les impacts positifs.