

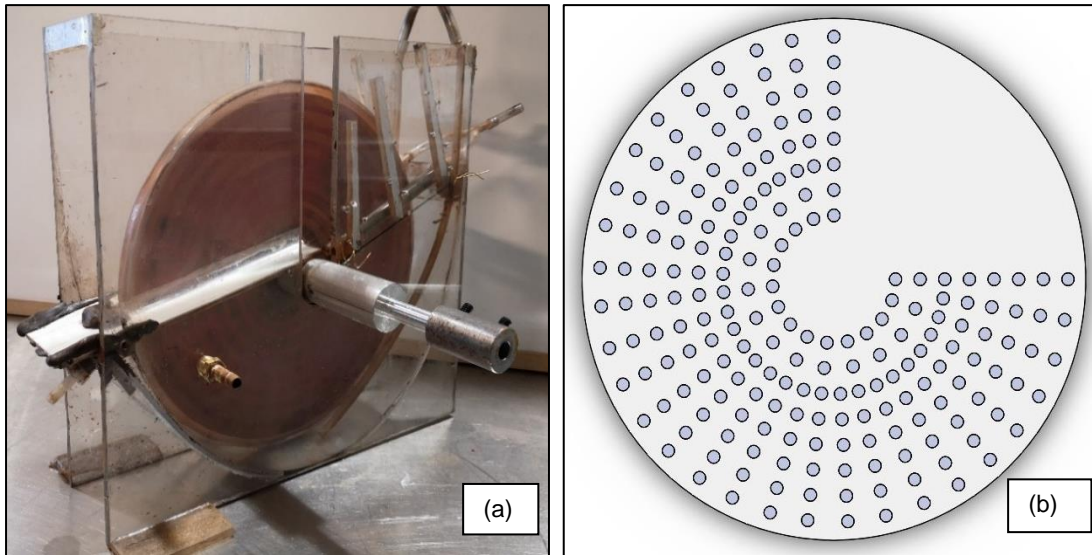
## **4.5. AUGMENTATION DE LA SURFACE DE CONTACT ENTRE LES PARTICULES ET LES AIMANTS**

Les limitations observées sur le montage du séparateur à tube rotatif montrent l'importance d'optimiser la probabilité de contact entre les particules et les aimants à haute concentration solide; ainsi un nouveau système utilisant un disque magnétique est conçu à cette fin. De même, le volet expérimental est aussi accompagné d'un volet numérique. Cependant, celui-ci est différent des simulations numériques abordées précédemment. Le volet numérique utilise un modèle de prédiction utilisant les résultats expérimentaux afin de prédire des résultats pour des paramètres non testés.

### **4.5.1. Montage expérimental d'un disque magnétique**

#### ***4.5.1.1. Description***

Le montage expérimental du séparateur à disque magnétique est basé sur un système rotor-stator. Le stator est un disque de plexiglas, d'un diamètre de 30 cm et d'une épaisseur de 7 mm, dans lequel sont montés 210 aimants au néodyme. Ces aimants sont de formes cylindriques d'un diamètre et d'une hauteur de 5 mm produisant chacun un champ magnétique de 0,16 T. Le rotor est une coquille en plexiglas tournant autour du disque magnétique. Le rotor-stator est mis en rotation grâce à un moteur électrique. Le séparateur à disque et un schéma du disque sont montrés à la Figure 4.46.



**Figure 4.46 - Séparateur magnétique à disque (a) et schéma du disque magnétique (b)**  
©Yoann Robert

Le système de disque est immergé à mi-hauteur dans un réservoir, lui-même construit en plexiglas, pouvant contenir un volume de pulpe de 2 litres. La suspension de résidu de bauxite calciné est injectée dans le réservoir à l'aide d'une pompe péristaltique. Le système a été conçu pour orienter les particules magnétiques sur le disque en rotation vers le système de décharge tandis que les particules non-magnétiques restent dans le réservoir. Un système de rideau d'air comprimé a été installé sur chaque côté du disque d'enlever l'excédent de liquide et de particules non-magnétiques sur le disque.

Le réservoir est pourvu d'une entrée (alimentation de la suspension) et de deux sorties (décharge des particules magnétiques et décharge des particules non-magnétiques). La sortie pour les particules non-magnétiques permet de conserver un niveau de liquide constant dans le réservoir lors de l'alimentation en suspension. Il y a autant de pulpe qui remplit le réservoir que de pulpe qui se vide. La pompe péristaltique possède deux têtes permettant de gérer le débit d'entrée et de sortie. Pour maintenir les particules en mouvement et ainsi éviter leur sédimentation au fond du réservoir, une boucle de recirculation fonctionnant grâce à une seconde pompe est installée.

Le processus de séparation, illustré en Figure 4.47, se déroule de la manière suivante :

- Le rotor est en rotation.
- La suspension est injectée dans le réservoir grâce à la pompe péristaltique.
- Les particules de magnétite sont attirées sur le rotor par le champ magnétique et suivent sa rotation jusqu'au système de récupération, tandis que les particules non-magnétiques restent dans le réservoir.

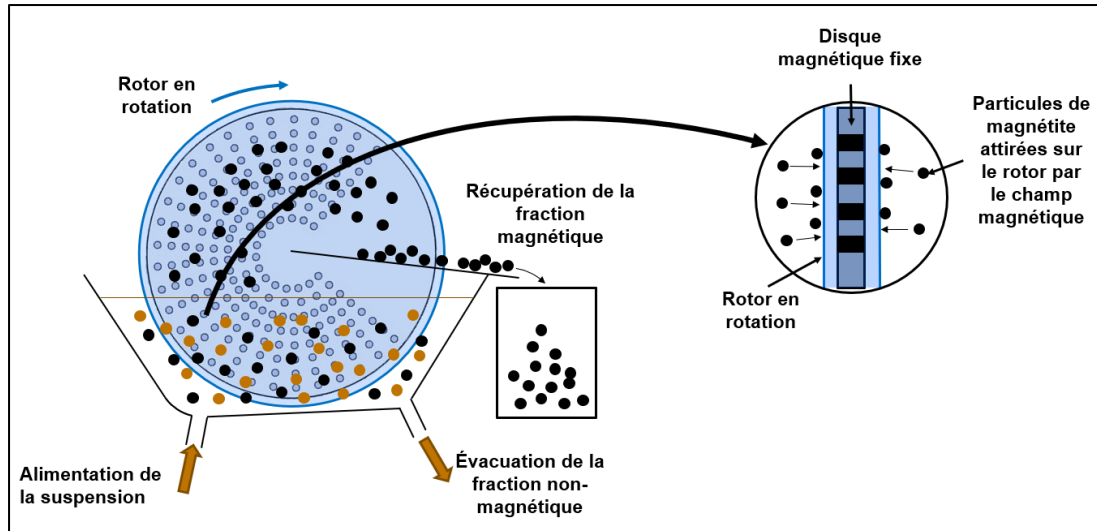


Figure 4.47 - Schématisation du procédé de séparation  
©Yoann Robert

#### 4.5.1.2. Protocole

Les essais expérimentaux sur ce montage ont pour but d'augmenter la concentration solide de la suspension tout en maintenant un taux de récupération optimal et un fort pourcentage de magnétite dans la fraction magnétique.

Les paramètres étudiés sont :

- La concentration solide de la suspension injectée dans le système : entre 200 et 700 g/L,
- Le débit d'alimentation : entre 500 et 1500 mL/min,
- La vitesse de rotation du disque : entre 5 et 30 tr/min

Le processus de séparation se passe en 4 étapes de séparation d'une durée de 5 minutes chacune. Des tests préliminaires ont montré qu'une durée supérieure à 5 minutes n'était pas nécessaire pour améliorer l'efficacité du processus de séparation. Avant le début du processus, le réservoir contient un volume d'eau de 2 L dans lequel la suspension va être diluée lors de son injection. Le processus de séparation est effectué en boucle ouverte et se déroule comme suit :

- La suspension contenue dans un bécher, à une concentration comprise entre 200-700 g/L, est injectée une première fois dans le réservoir.
- Le rotor-stator récupère les particules magnétiques tandis que les particules non-magnétiques sont décollées du disque par l'action du rideau d'air et renvoyées dans le réservoir.
- Lorsque le bécher d'alimentation est vide, la pompe est stoppée et la séparation continue avec la suspension dans le réservoir pendant le temps restant.
- Après 5 minutes, le séparateur est arrêté, la fraction magnétique est récupérée pour procéder à une filtration et aux analyses (gravimétrie et analyses XRF).
- La fraction non-magnétique, qui est sortie du réservoir, est récupérée et sert d'alimentation pour la seconde opération de séparation.

Ces étapes de séparation permettent de récupérer la totalité du contenu magnétique de l'échantillon mis en suspension.

Les premières études paramétriques ont montré que la nature du matériau reçu a rendu l'étude paramétrique difficile voire impossible en raison de la complexité de la matrice, de son hétérogénéité et de la variabilité de la taille des particules. Étant donné que l'objectif de l'étude est de déterminer les paramètres qui influencent le processus de séparation magnétique, le travail ne peut pas uniquement dépendre, et surtout être significativement affecté, par ces caractéristiques.

Afin de pouvoir évaluer les paramètres du procédé eux-mêmes, les essais expérimentaux ont été effectués en utilisant un « mélange idéal » contenant de la magnétite (30% en poids) et des résidus de bauxite (70% en poids). Ces proportions ont été déterminées arbitrairement pour refléter un résidu moyen de bauxite et sa teneur en magnétite, obtenu après la calcination en atmosphère réductrice. L'utilisation de ce mélange idéal permet de créer des conditions similaires à un résidu de bauxite calciné avec des oxydes de fer totalement transformés et libérés. Une fois mis en suspension dans l'eau, ce mélange idéal présente un comportement similaire à celui de l'échantillon de résidus de bauxite calcinée usuel.

#### **4.5.2. Étude pour une mise à l'échelle**

Pour cette dernière étape du projet, le volet numérique qui accompagne le volet expérimental n'est pas basé sur une étude déterministe utilisant un modèle mathématique mais sur une étude par exploration de données. Celle-ci permet de prévoir le taux de récupération et la teneur en fer de la fraction magnétique par analyses des données.

##### ***4.5.2.1. Principe de l'exploration de données***

L'exploration de données désigne l'analyse de données depuis différentes perspectives et le fait de transformer ces données en informations utiles, en établissant des relations entre les données ou en repérant des modèles. Les données sont analysées sous différents angles, catégorisées, et leurs relations résumées. L'exploration de données repose sur des algorithmes complexes et sophistiqués permettant de segmenter les données et d'évaluer les probabilités futures (Le\_Big\_Data, 2020).

#### 4.5.2.2. Application à la séparation magnétique

Pour le montage du séparateur à disque, l'exploration des données est réalisée à l'aide du logiciel KNIME®. Dans le cadre de l'étude, KNIME® est utilisé pour un modèle d'analyse et de prédiction de données. Une base de données, présentée en Figure 4.48 est créée à partir des résultats expérimentaux regroupant les paramètres d'opérations (données entrantes) tels que le type de mélange, la concentration solide, le débit d'alimentation, ou encore la vitesse de rotation du disque; et les données résultantes (données sortantes) que sont le taux de récupération et la teneur en fer.

Mélange	Débit alimentation (mL/min)	Concentration (g/L)	Vit rotation disque (RPM)	% Récupération Fe mag	% Pureté Fe mag
batch 1	500	200	20	64	52
batch 1	500	200	20	68	51
batch 1	500	200	20	73	47
batch 2	500	200	20	81	32
batch 3	500	200	20	84	32
Fe3O4+Al	500	300	20	83	64
Fe3O4+Al	500	300	20	91	67
Fe3O4+BR	500	200	20	99	46
Fe3O4+BR	500	200	20	100	46
Fe3O4+BR	500	200	30	100	43
Fe3O4+BR	500	300	20	97	48
Fe3O4+BR	500	300	20	97	44
Fe3O4+BR	500	300	20	97	46
Fe3O4+BR	500	500	20	98	42
Fe3O4+BR	500	500	20	98	40
Fe3O4+BR	500	700	20	99	58
Fe3O4+BR	500	700	20	100	56
Fe3O4+BR	500	700	10	99	66
Fe3O4+BR	500	700	10	99	63

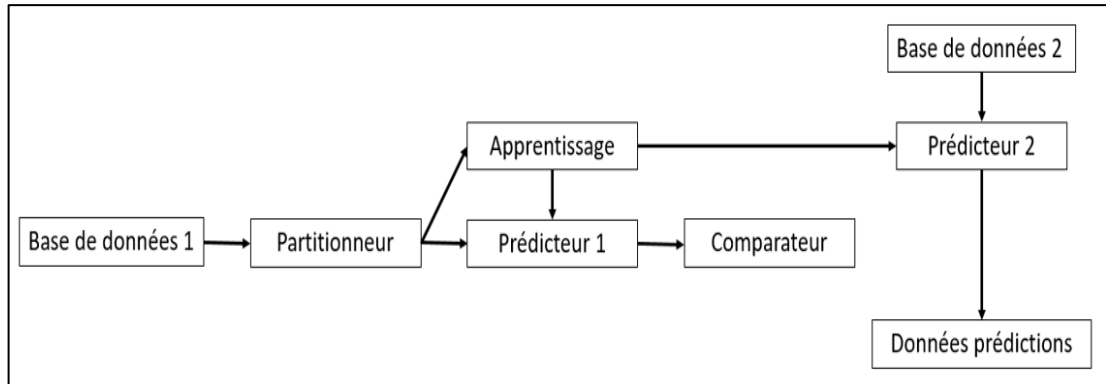
Figure 4.48 - Base de données des résultats expérimentaux dans KNIME ©Yoann Robert

Cette base de données est ensuite envoyée dans le système d'analyse du modèle KNIME. Ce système d'analyse est formé par un algorithme d'analyse qui se divise en deux parties : apprentissage et prédiction. La Figure 4.49 illustre le principe de fonctionnement de l'algorithme d'analyse dans le cadre de l'étude. Tout d'abord, la base de données est envoyée vers un système de partitionnement où un certain



nombre de données sont sélectionnées (arbitrairement ou aléatoirement). Ces données sont envoyées vers l'apprentissage. Celui-ci, selon l'algorithme choisi, va déterminer un schéma reliant les données entrantes et les données sortantes. Les algorithmes sélectionnés dans le cadre de l'étude seront présentés à la section suivante. Ensuite, le système d'apprentissage envoie ce schéma vers le prédicteur (prédicteur 1) qui va l'utiliser pour élaborer sa prédiction. Les données entrantes et sortantes non utilisées dans l'apprentissage sont envoyées au prédicteur. Grâce au schéma d'analyse et aux données entrantes, le prédicteur (prédicteur 1) va faire une prédiction sur des données sortantes. Enfin, ces prédictions sont comparées aux données sortantes réelles afin de déterminer si l'algorithme est précis et vérifie les objectifs.

Les différents algorithmes vont chacun être évalués et le meilleur sera choisi pour la prédiction de nouvelles données et inconnue : c'est l'étape de déploiement. Dans le cadre de la présente étude, de nouvelles données entrantes (base de données 2) avec de nouveaux paramètres expérimentaux non testés, sont envoyées au prédicteur (prédicteur 2) qui, en utilisant le modèle d'apprentissage du meilleur algorithme, va prédire les résultats (taux de récupération et teneur en fer) suivant la combinaison de paramètres choisie. On peut alors étudier toutes les combinaisons de paramètres de séparation possibles. Enfin, pour valider l'exploration des données, les valeurs prédites seront vérifiées par expérimentations.



**Figure 4.49 - Schéma de principe de la modélisation KNIME ©Yoann Robert**

L'exploration des données est divisée en deux parties : prédiction du taux de récupération et prédiction de la teneur en fer magnétique.

#### **4.5.2.3. Algorithmes utilisés**

Dans le cadre de la présente étude, les différents algorithmes de prédiction sélectionnés sont des algorithmes de régression (linéaire et polynomiale), des arbres de décision (amplification du gradient d'arbres de décision, ensemble d'arbres, forêts d'arbres décisionnels) et un réseau de neurones (perceptron multicouche).

#### 4.5.2.3.1. Algorithmes de régression

Dans le cadre de l'étude, deux algorithmes de régression ont été utilisés :

- *Régression linéaire* : Un algorithme de régression linéaire permet de modéliser une relation entre des variables prédictives (dites explicatives) et une variable cible (dite expliquée). La relation est modélisée à l'aide de fonction de prédiction linéaire, présentée en Figure 4.50, dont les paramètres sont estimés à partir des données,. Lorsqu'il y a qu'une variable explicative, on parle de régression linéaire simple (Besse, 2016b). Pour deux variables explicatives ou plus, on parle de régression linéaire multiple (Besse, 2016a) Pour le présent projet, la régression linéaire utilisée est multiple.

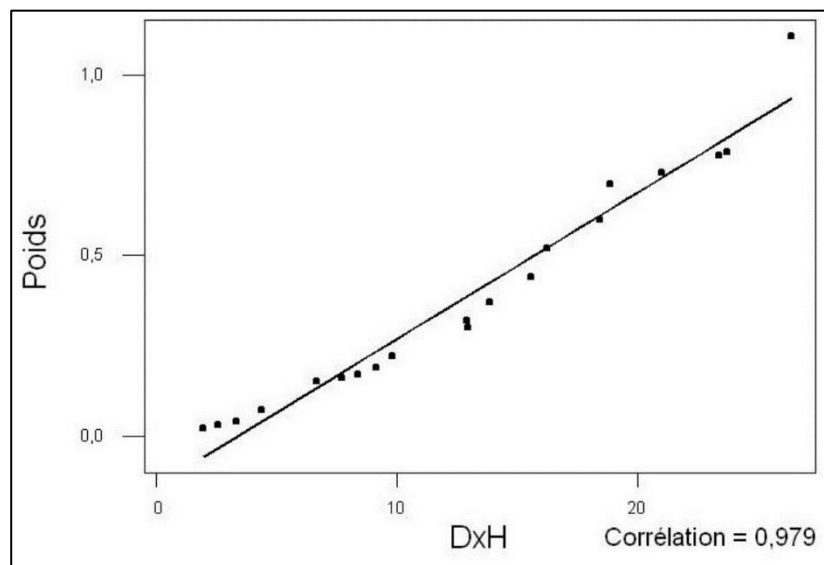
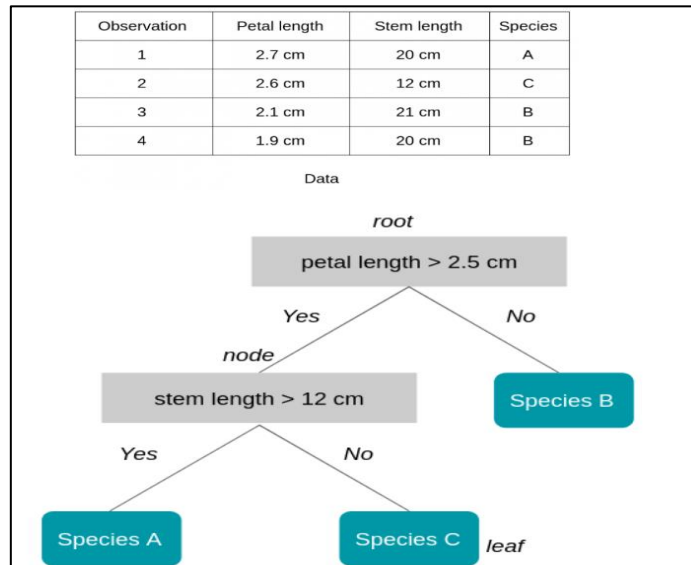


Figure 4.50 - Représentation d'une régression linéaire (Besse, 2016b)

- *Régression polynomiale* : Un algorithme de régression polynomiale permet de modéliser une relation non-linéaire entre les variables prédictives et la variable cible. C'est en réalité un cas particulier de régression linéaire multiple permettant d'introduire de la non-linéarité dans l'analyse prédictive. La relation entre les variables prédictives et la variable cible est une fonction polynomiale de degré  $n$  (Benzaki, 2017b).

#### 4.5.2.3.2. Arbres décisionnels

Outre les algorithmes de régression, des algorithmes utilisant des arbres de décisions furent comparés. Un arbre de décision sert à classifier des observations futures étant donné un corpus d'observations déjà étiquetées. L'arbre commence par une racine (où il y a toutes les observations) puis une série de branches dont les intersections s'appellent des nœuds et termine par des feuilles qui correspondent chacune à une des classes à prédire. La Figure 4.51 illustre un arbre de décision. On parle de profondeur de l'arbre comme étant le nombre maximum de nœuds avant d'atteindre une feuille. L'arbre est construit de telle sorte que chaque nœud correspond à la règle (type de mesure et seuil) qui divisera le mieux l'ensemble d'observations de départ (Datakeen, 2017).



**Figure 4.51 - Exemple d'un arbre de décision (Datakeen, 2017)**

Deux algorithmes basés sur l'arbre de décision ont été utilisés :

- *Amplification du gradient (Gradient Boosting decision tree)*: C'est une technique d'apprentissage automatique qui sert à renforcer un modèle produisant des prédictions faibles comme les arbres de décision. Le principe de l'amplification du gradient est que l'on refait un modèle sur l'écart entre la valeur prédite et la vraie valeur à prédire (Datakeen, 2017). Cette étape est réalisée n fois, où n est déterminé en minimisant successivement l'erreur entre la prédiction et la vraie valeur; la Figure 4.52 illustre un exemple d'amplification du gradient.

Age	Prédiction Arbre 1	Différentiel	Prédiction Arbre 2
13	19	-6	15
68	55	+13	63

**Figure 4.52 - Exemple d'amplification du gradient (Datakeen, 2017)**

- *Forêts aléatoires (Random forest) et Ensemble d'arbres (Tree ensemble)*: C'est une méthode d'apprentissage d'ensemble qui fonctionne en construisant une multitude d'arbres de décision au moment de la formation de la prédiction moyenne des arbres individuels. Ces arbres se distinguent les uns des autres par le sous-échantillon de données sur lequel ils sont entraînés. Ces sous-échantillons sont tirés au hasard (d'où le terme "aléatoire") dans le jeu de données initial (Vaudor, 2015). Pour la forêt aléatoire, les arbres de décision ont tous la même taille alors que pour l'ensemble d'arbres, les arbres de décision peuvent être de tailles différentes.

#### 4.5.2.3.3. Réseau de neurones

Les réseaux de neurones sont inspirés des neurones du système nerveux humains. Ils permettent de trouver des relations complexes dans les données. Ces réseaux de neurones apprennent une tâche spécifique en fonction des données d'entraînement. La Figure 4.53 schématise un algorithme de réseau de neurones. Ces réseaux se décomposent en trois parties. Les données d'entrées arrivent par le tiers d'entrée (input layer). Les données sont propagées par la suite aux tiers cachés (hidden layer). Enfin, le tiers de sortie (output layer) permet de produire le résultat de classification. Chaque tiers du réseau de neurones est un ensemble d'interconnexions des nœuds d'un tiers avec ceux des autres tiers (Benzaki, 2017a).

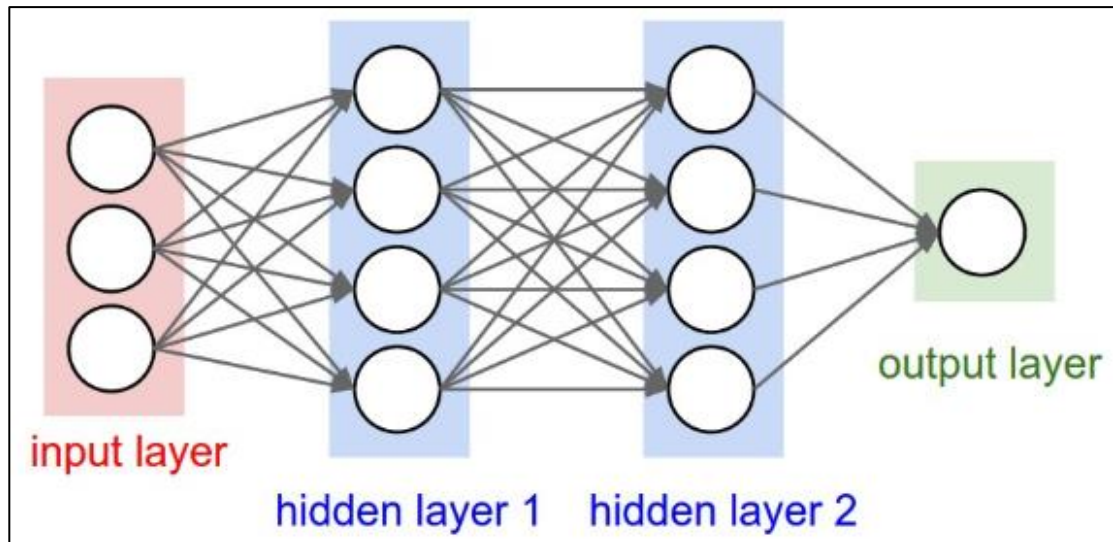


Figure 4.53 - Schéma d'un algorithme de réseau de neurones (Benzaki, 2017a)

Dans le cadre de l'étude, le réseau de neurone utilisé est le *perceptron multicouche*. C'est un réseau orienté de neurones artificiels où l'information voyage dans un seul sens, de la couche d'entrée vers la couche de sortie. Dans le cas général, un perceptron multicouche peut posséder un nombre de couches quelconque et un nombre de neurones (ou d'entrées) par couche également quelconque. Les neurones sont reliés entre eux par des connexions pondérées (Parizeau, 2004). Un algorithme d'apprentissage de rétropropagation d'erreur est utilisé pour l'apprentissage des données. Il commence par les pondérations initiales du réseau qui sont ajustées en tant que gradient, puis l'algorithme d'apprentissage tente de trouver les valeurs d'erreur les plus faibles en comparant les sorties souhaitées et réelles dans un processus répétable jusqu'à ce que le réseau atteigne des valeurs acceptables (Gardner et al., 1998).