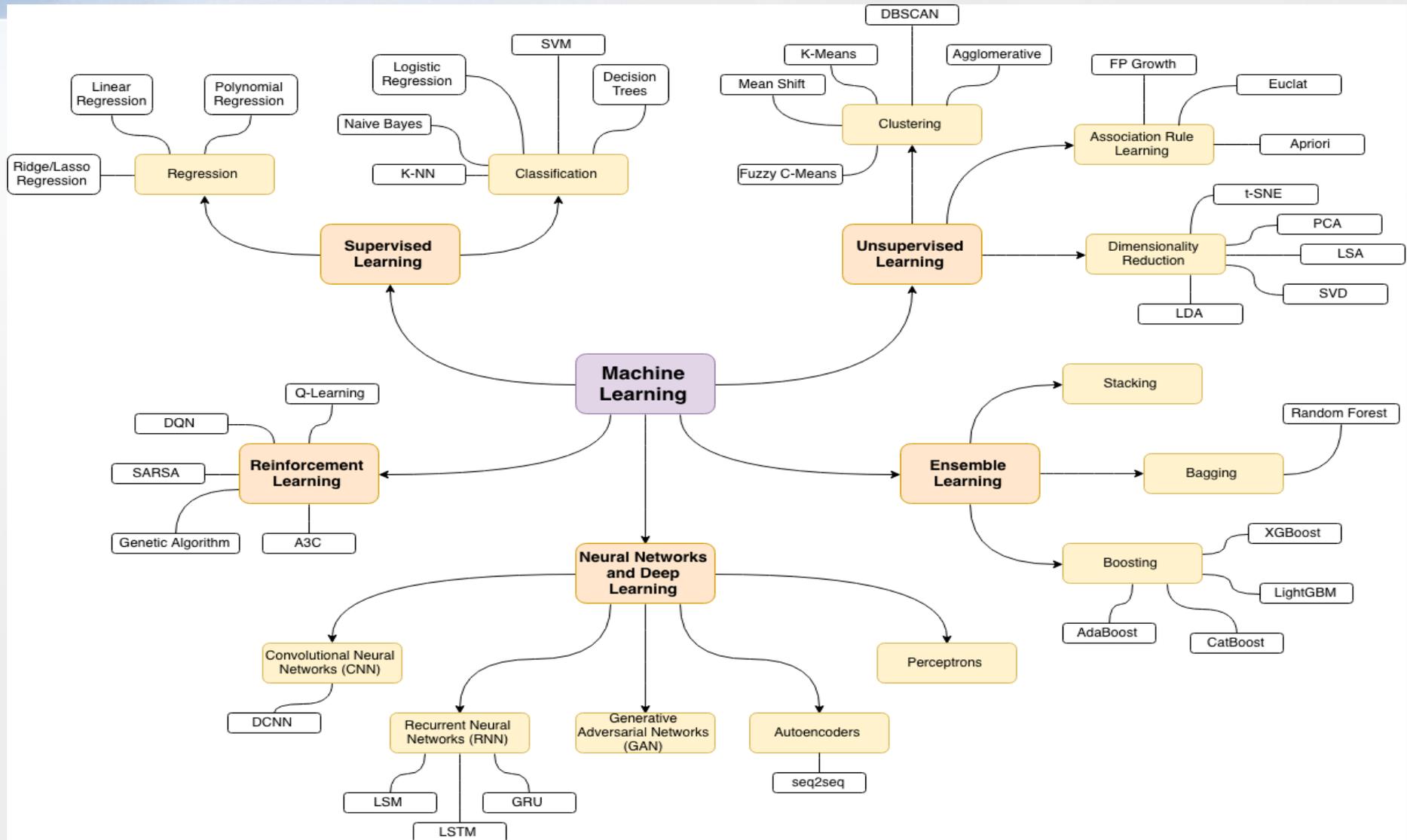


Université Mohamed Boudiaf – M'sila
Département Informatique
Master Intelligence Artificielle
2020-2021

Chapitre 2
Types d'apprentissage
automatique

Dr. Mehenni Tahar

Approches de Machine Learning



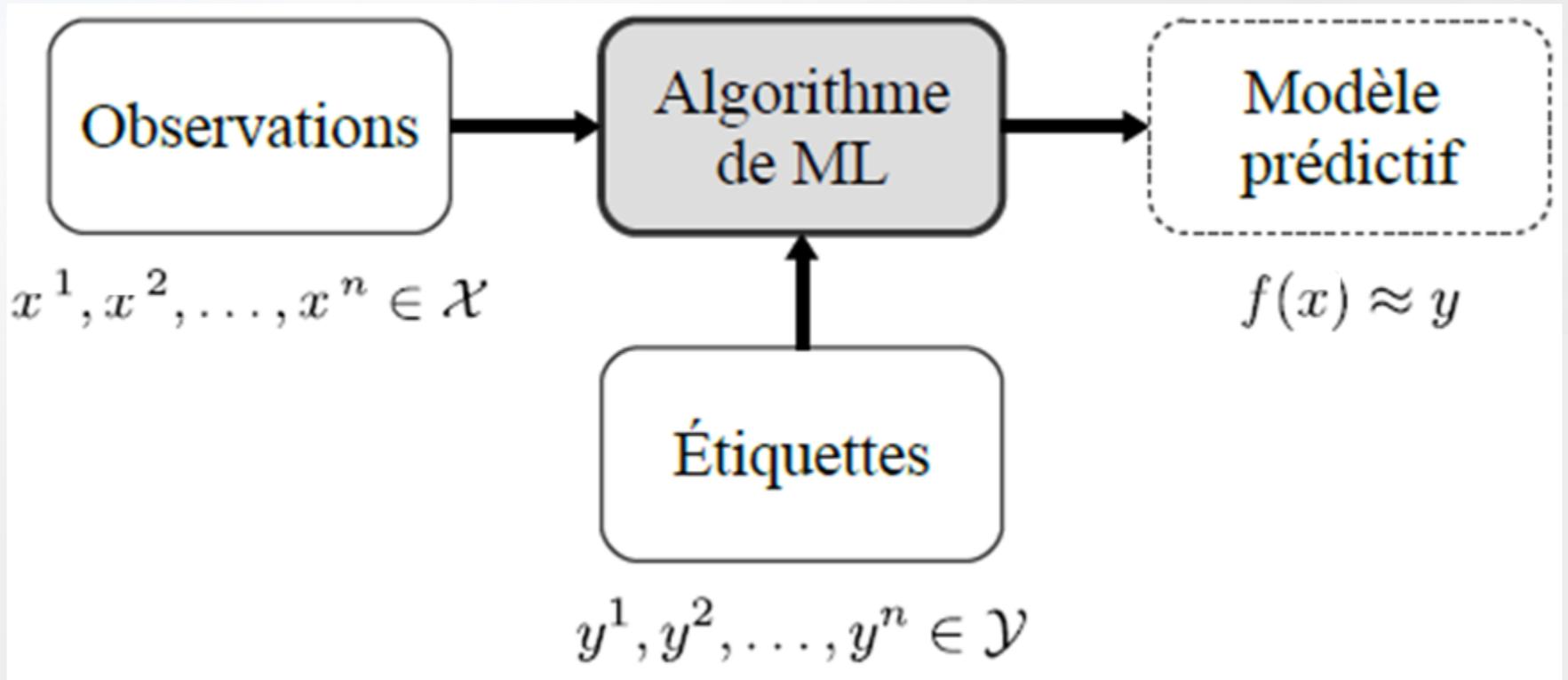
Types de Machine Learning

- Supervised Learning (Apprentissage Supervisé)
- Unsupervised Learning (Apprentissage Non Supervisé)
- Ensemble Learning
- Deep Learning (Apprentissage Profond)
- Reinforcement Learning (Apprentissage par Renforcement)

Apprentissage supervisé

- **Définition (Apprentissage supervisé)** : On appelle *apprentissage supervisé* la branche du machine learning qui s'intéresse aux problèmes pouvant être formalisés de la façon suivante :
- Etant données n observations $\{x^i\}_{i=1;\dots;n}$ décrites dans un espace X , et leurs *étiquettes* $\{y^i\}_{i=1;\dots;n}$ décrites dans un espace Y
- On suppose que les étiquettes peuvent être obtenues à partir des observations grâce à une fonction $\phi : X \rightarrow Y$ fixe et inconnue : $y_i = \phi(x^i) + \varepsilon_i$, où ε_i est un bruit aléatoire.
- Il s'agit alors d'utiliser les données pour déterminer une fonction $f : X \rightarrow Y$ telle que, pour tout couple $(x; \phi(x)) \in X \times Y$, $f(x) \cong \phi(x)$.

Apprentissage supervisé



Apprentissage supervisé

Classification binaire

- Dans le cas où les étiquettes sont *binaires*, elles indiquent l'appartenance à une *classe*. On parle alors de *classification binaire*.
- **Définition (Classification binaire):** Un problème d'apprentissage supervisé dans lequel l'espace des étiquettes est binaire, autrement dit $Y = \{0; 1\}$, est appelé un problème de *classification binaire*.
- Voici quelques exemples de problèmes de classification binaire :
 - Identifier si un email est un spam ou non ;
 - Identifier si un tableau a été peint par Picasso ou non ;
 - Identifier si une image contient ou non une girafe ;
 - Identifier si une molécule peut ou non traiter la dépression ;
 - Identifier si une transaction financière est frauduleuse ou non.

Apprentissage supervisé

Classification multi-classe

- **Définition (Classification multi-classe):** Un problème d'apprentissage supervisé dans lequel l'espace des étiquettes est discret et fini, autrement dit $Y = \{1; 2; \dots ; C\}$, est appelé un problème de *classification multi-classe*. C est le nombre de classes.
- Voici quelques exemples de problèmes de classification multi-classe :
 - Identifier en quelle langue un texte est écrit ;
 - Identifier lequel des 10 chiffres arabes est un chiffre manuscrit
 - Identifier l'expression d'un visage parmi une liste prédéfinie de possibilités (colère, tristesse, joie, etc.) ;
 - Identifier à quelle espèce appartient une plante ;
 - Identifier les objets présents sur une photographie.

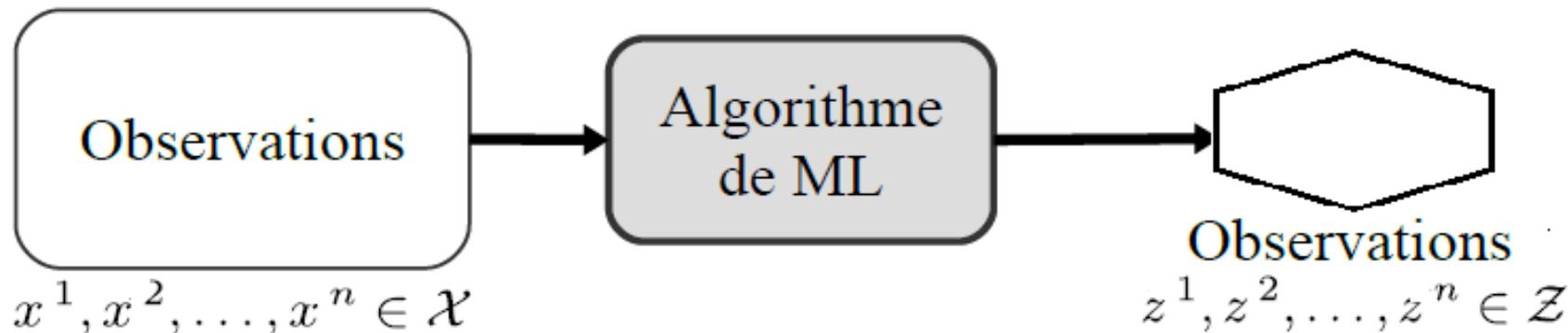
Apprentissage supervisé

Régression

- **Définition (Régression):** Un problème d'apprentissage supervisé dans lequel l'espace des étiquettes est $Y = R$ est appelé un problème de *régression*.
- Voici quelques exemples de problèmes de régression :
 - Prédire le nombre de clics sur un lien ;
 - Prédire le nombre d'utilisateurs et utilisatrices d'un service en ligne à un moment donné ;
 - Prédire le prix d'une action en bourse ;
 - Prédire l'affinité de liaison entre deux molécules ;
 - Prédire le rendement d'un plant de maïs.

Apprentissage Non Supervisé

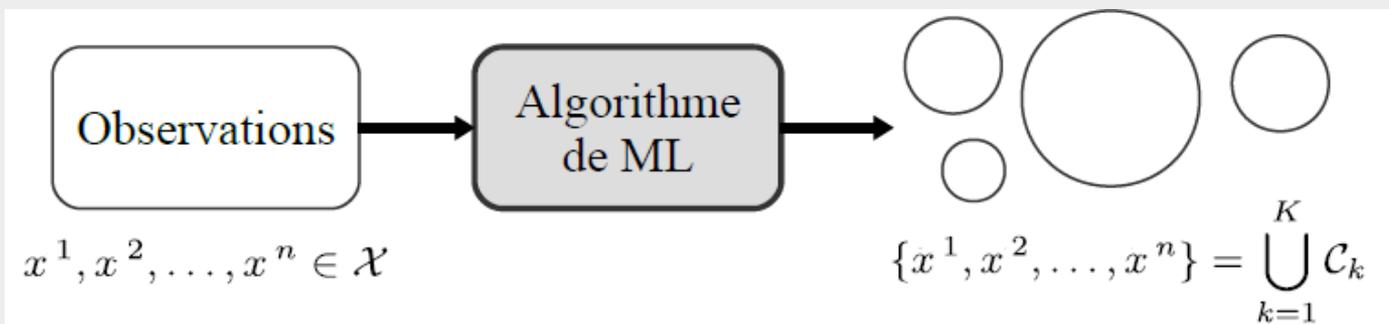
- **Définition (Apprentissage non supervisé):** On appelle *apprentissage non supervisé* la branche du machine learning qui s'intéresse aux problèmes pouvant être formalisés de la façon suivante :
- Etant données n observations $\{x^i\}_{i=1;\dots;n}$ décrites dans un espace X , il s'agit d'apprendre une fonction sur X qui vérifie certaines propriétés.



Apprentissage Non Supervisé

Clustering

- Le *clustering*, ou *partitionnement*, consiste à identifier des *groupes* (ou *clusters*) dans les données.
- Cela permet de comprendre leurs caractéristiques générales, et éventuellement d'inférer les propriétés d'une observation en fonction du groupe auquel elle appartient.
- **Définition (Partitionnement)** On appelle *partitionnement* ou *clustering* un problème d'apprentissage non supervisé pouvant être formalisé comme la recherche d'une partition $\bigcup_{k=1}^K C_k$ des n observations $\{x^i\}_{i=1,\dots,n}$. Cette partition doit être pertinente au vu d'un ou plusieurs critères à préciser.



Apprentissage Non Supervisé

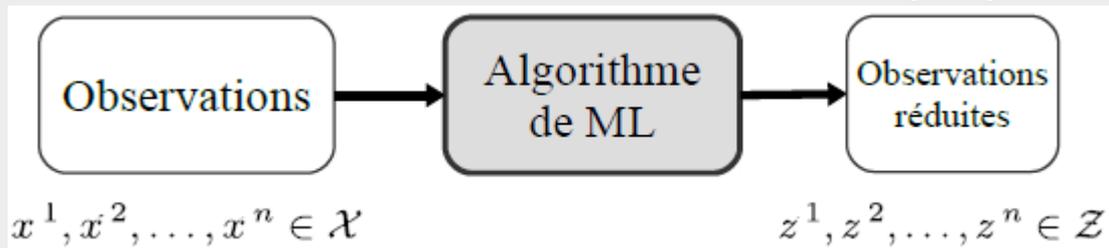
Clustering

- Voici quelques exemples de problèmes de partitionnement
 - La segmentation de marché consiste à identifier des groupes d'utilisateurs ou de clients ayant un comportement similaire.
 - Identifier des groupes de documents ayant un sujet similaire, sans les avoir au préalable étiquetés par sujet
 - La compression d'image peut être formulée comme un problème de partitionnement consistant à regrouper des pixels similaires pour ensuite les représenter plus efficacement.
 - La segmentation d'image consiste à identifier les pixels d'une image appartenant à la même région.
 - Identifier des groupes parmi les patients présentant les mêmes symptômes permet d'identifier des sous-types d'une maladie, qui pourront être traités différemment.

Apprentissage Non Supervisé

Réduction de dimension

- Il s'agit de trouver une représentation des données dans un espace de dimension plus faible que celle de l'espace dans lequel elles sont représentées à l'origine.
- Cela permet de réduire les temps de calcul et l'espace mémoire nécessaire au stockage des données, mais aussi souvent d'améliorer les performances d'un algorithme d'apprentissage supervisé entraîné par la suite sur ces données.
- **Définition (Réduction de dimension):** On appelle *réduction de dimension* un problème d'apprentissage non supervisé pouvant être formalisé comme la recherche d'un espace Z de dimension plus faible que l'espace X dans lequel sont représentées n observations $\{x^i\}_{i=1;\dots;n}$. Les projections $\{z^i\}_{i=1;\dots;n}$ des données sur Z doivent vérifier certaines propriétés à préciser.



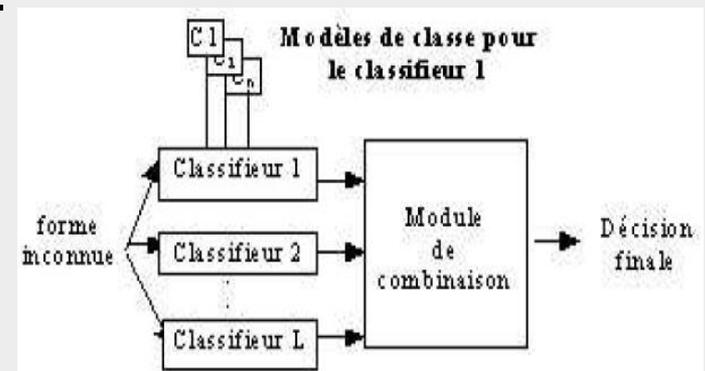
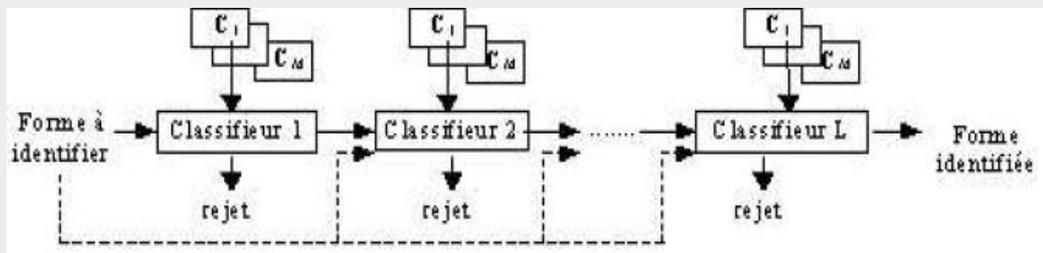
Apprentissage par renforcement

- Dans le cadre de *l'apprentissage par renforcement*, le système d'apprentissage peut interagir avec son environnement et accomplir des actions.
- En retour de ces actions, il obtient une *récompense*, qui peut être positive si l'action était un bon choix, ou négative dans le cas contraire.
- La récompense peut parfois venir après une longue suite d'actions ; c'est le cas par exemple pour un système apprenant à jouer au go ou aux échecs.
- Ainsi, l'apprentissage consiste dans ce cas à définir une *politique*, c'est-à-dire une stratégie permettant d'obtenir systématiquement la meilleure récompense possible.
- Les applications principales de l'apprentissage par renforcement se trouvent dans les jeux (échecs, go, etc) et la robotique.



Ensemble learning

- Utiliser un modèle pour prédire un comportement, c'est un premier pas. Mais agréger des milliers de modèles ayant des avis divergents mais pouvant être chacun spécialisés sur des parties de la data donne le plus souvent de meilleurs résultats. Nous parlons alors de méthodes ensemblistes, dont les plus connues sont le boosting et le bagging.
- **Boosting:** Il s'agit ici de construire un système où les classifieurs sont utilisés les uns à la suite des autres, chacun réduisant l'ensemble de classes possibles pour un objet à classer.
- **Bagging:** L'organisation parallèle des experts d'un ensemble de classifieurs implique que chaque classifieur individuel produise une sortie simultanée. L'ensemble de ces sorties est ensuite fusionné de façon à produire une décision unique.



Deep Learning

- Le *deep Learning* s'appuie sur un réseau de neurones artificiels s'inspirant du cerveau humain. Ce réseau est composé de dizaines voire de centaines de « couches » de neurones, chacune recevant et interprétant les informations de la couche précédente.
- Le système apprendra par exemple à reconnaître les lettres avant de s'attaquer aux mots dans un texte, ou détermine s'il y a un visage sur une photo avant de découvrir de quelle personne il s'agit.
- À chaque étape, les « mauvaises » réponses sont éliminées et renvoyées vers les niveaux en amont pour ajuster le modèle mathématique. Au fur et à mesure, le programme réorganise les informations en blocs plus complexes. Lorsque ce modèle est par la suite appliqué à d'autres cas, il est normalement capable de reconnaître un chat sans que personne ne lui ait jamais indiqué qu'il n'ai jamais appris le concept de chat. Les données de départ sont essentielles : plus le système accumule d'expériences différentes, plus il sera performant.

