**Proposition d'un nouveau type de réseaux neuronaux**

1. **Réseau neuronal multi-sous-réseaux avec connexions inter-réseaux**

**ESNN (Enriched Sub Neurals networks)**

Ce modèle neuronal innovant consiste à structurer l'architecture neuronale en plusieurs sous-réseaux spécialisés. Chaque sous-réseau traite soit une entrée complète, soit une partie distincte des entrées, ce qui permet une spécialisation et une meilleure capture de caractéristiques spécifiques dans les données d'entrée. À la fin du processus, les sorties intermédiaires de ces différents sous-réseaux sont agrégées pour générer une sortie globale du modèle.

La particularité de cette architecture est l'introduction de connexions inter-réseaux, qui relient directement des neurones d'un sous-réseau à ceux d'un autre sous-réseau. Ces connexions possèdent leurs propres poids adaptatifs, qui seront entraînés conjointement avec les poids intra-réseau traditionnels.

**Avantages envisagés :**

* Capturer des relations complexes entre différentes sources d'inputs.
* Favoriser la transmission de caractéristiques riches d'un sous-réseau à un autre.
* Améliorer les performances en permettant une coopération plus dynamique entre sous-réseaux spécialisés.

**2. Réseau neuronal classique enrichi de connexions inter-couches à longue portée**

**ENN (Enriched Neural Network)**

Ce second concept propose une extension du réseau neuronal traditionnel (fully-connected ou convolutionnel), en y ajoutant des connexions neuronales dites « à longue portée ». Ces nouvelles connexions permettent à des neurones situés dans une couche initiale de transmettre directement leurs activations à des neurones situés plusieurs couches plus loin, en sautant des couches intermédiaires.

Ces connexions à longue portée auront leurs propres poids spécifiques qui s'ajusteront lors de l'entraînement, introduisant une nouvelle dimension d'apprentissage capable d'accélérer la propagation d'informations critiques à travers le réseau.

**Avantages envisagés :**

* Réduction du problème de disparition du gradient (vanishing gradient).
* Accélération de l'entraînement en améliorant la propagation d'informations utiles.
* Capacité à capturer des dépendances à long terme et à enrichir la représentation des données à chaque couche.

**Challenge algorithmique commun : Optimisation adaptative du placement des connexions inhabituelles**

Le principal défi technologique et scientifique de ces deux nouveaux réseaux est le développement d'un algorithme d'optimisation adaptatif pour déterminer efficacement l'emplacement optimal de ces connexions atypiques. L'objectif est d'identifier dynamiquement durant la phase d'entraînement quels neurones doivent être connectés entre eux pour maximiser la performance et la généralisation du réseau.

Cette approche algorithmique pourrait être implémentée par :

* Des techniques d'optimisation évolutionnaires ou génétiques.
* Des stratégies inspirées du renforcement permettant au réseau d'apprendre lui-même les connexions optimales.
* Des algorithmes basés sur l'analyse du gradient étendu (Extended Gradient-based Optimization) capable d'inférer la pertinence des connexions proposées à travers l'analyse du gradient rétropropagé.

En conclusion, ces nouveaux types de réseaux neuronaux visent à repousser les limites des architectures traditionnelles en exploitant des connexions dynamiques et adaptatives, ouvrant ainsi une voie prometteuse vers des modèles neuronaux plus performants et robustes.