

Apprentissage profond et représentation latente de séquences peptidiques

Rémy Sun sous la direction de François Coste



Département d'informatique
ENS Rennes



XTRA 2016

1 Apprentissage profond ?

- Pourquoi l'apprentissage « profond » ?
- Entraînement non-supervisé
- Architectures standards
- Application : Protéines
- Etat de l'art

2 Etude réalisée

- Séquences peptidiques
- Architectures entraînées & résultats

1 Apprentissage profond ?

- Pourquoi l'apprentissage « profond » ?
- Entraînement non-supervisé
- Architectures standards
- Application : Protéines
- Etat de l'art

2 Etude réalisée

- Séquences peptidiques
- Architectures entraînées & résultats

Plan

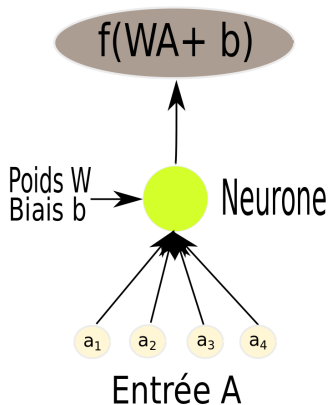
1 Apprentissage profond ?

- Pourquoi l'apprentissage « profond » ?
- Entraînement non-supervisé
- Architectures standards
- Application : Protéines
- Etat de l'art

2 Etude réalisée

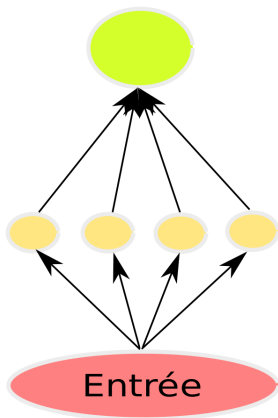
- Séquences peptidiques
- Architectures entraînées & résultats

Fonctionnement d'un neurone



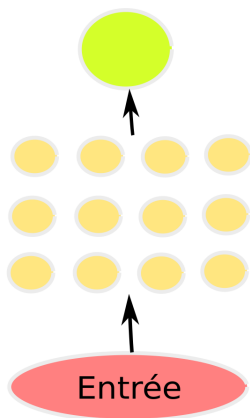
- Entrée A , poids W , biais b
- Transformation linéaire $WA + b$
- Activation non-linéaire f
- Apprentissage de W et b
 - Par rétropropagation sur la distance à l'objectif

Du réseau de neurones non profond au réseau de neurones profond



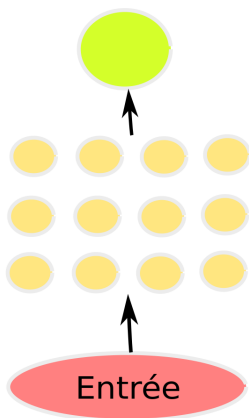
- Plusieurs couches de neurones
- Hiérarchie : plusieurs niveaux de représentations
- Evanouissement de gradient
- Grands ensembles d'entraînement

Du réseau de neurones non profond au réseau de neurones profond



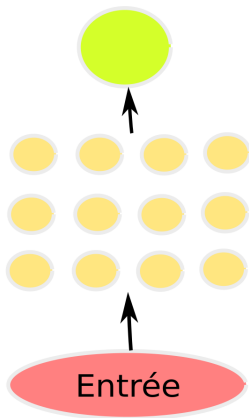
- Plusieurs couches de neurones
- Hiérarchie : plusieurs niveaux de représentations
- Evanouissement de gradient
- Grands ensembles d'entraînement

Du réseau de neurones non profond au réseau de neurones profond



- Plusieurs couches de neurones
- Hiérarchie : plusieurs niveaux de représentations
- Evanouissement de gradient
- Grands ensembles d'entraînement

Du réseau de neurones non profond au réseau de neurones profond



- Plusieurs couches de neurones
- Hiérarchie : plusieurs niveaux de représentations
- Evanouissement de gradient
- Grands ensembles d'entraînement

Plan

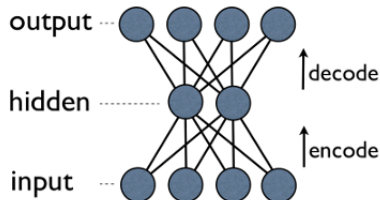
1 Apprentissage profond ?

- Pourquoi l'apprentissage « profond » ?
- **Entraînement non-supervisé**
- Architectures standards
- Application : Protéines
- Etat de l'art

2 Etude réalisée

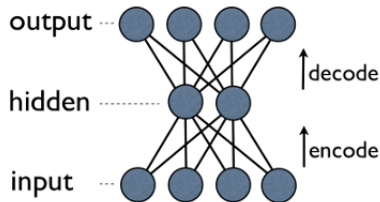
- Séquences peptidiques
- Architectures entraînées & résultats

Fixer une cible de manière autonome



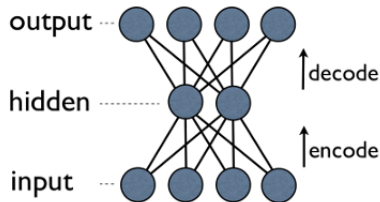
- Non supervisé
- Encodage/Décodage
- Représentation latente
- Eviter d'encoder l'identité
 - Compression
 - Bruitage
 - Régularisation

Fixer une cible de manière autonome



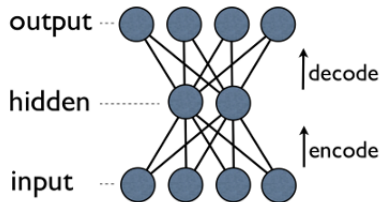
- Non supervisé
- Encodage/Décodage
- Représentation latente
- Eviter d'encoder l'identité
 - Compression
 - Bruitage
 - Régularisation

Fixer une cible de manière autonome



- Non supervisé
- Encodage/Décodage
- Représentation latente
- Eviter d'encoder l'identité
 - Compression
 - Bruitage
 - Régularisation

Fixer une cible de manière autonome



- Non supervisé
- Encodage/Décodage
- Représentation latente
- Eviter d'encoder l'identité
 - Compression
 - Bruitage
 - Régularisation

Plan

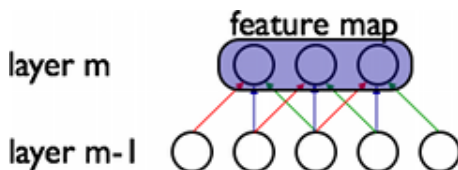
1 Apprentissage profond ?

- Pourquoi l'apprentissage « profond » ?
- Entraînement non-supervisé
- **Architectures standards**
- Application : Protéines
- Etat de l'art

2 Etude réalisée

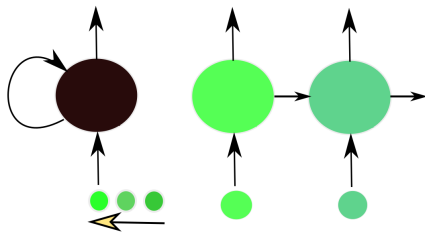
- Séquences peptidiques
- Architectures entraînées & résultats

Réseaux Convolutionnels : recherche de caractéristique



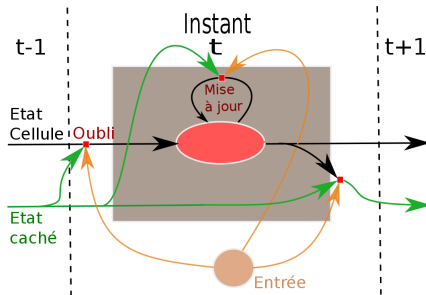
- Filtres de caractéristiques
- Permet d'isoler des caractéristiques locales

Réseaux récurrents : tenir compte de l'ordre d'apparition



- Dépendance temporelles
- Sortie + état caché persistant (boucle de rétroaction)
- Réseau « profond » à une couche
- Pas de dépendances hiérarchiques
- Unité LSTM (Long Short-Term Memory)

Réseaux récurrents : tenir compte de l'ordre d'apparition



- Dépendance temporelles
- Sortie + état caché persistant (boucle de rétroaction)
- Réseau « profond » à une couche
- Pas de dépendances hiérarchiques
- Unité LSTM (Long Short-Term Memory)

Plan

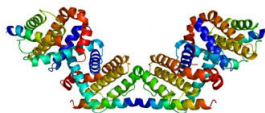
1 Apprentissage profond ?

- Pourquoi l'apprentissage « profond » ?
- Entraînement non-supervisé
- Architectures standards
- **Application : Protéines**
- Etat de l'art

2 Etude réalisée

- Séquences peptidiques
- Architectures entraînées & résultats

Plus qu'une chaîne d'acides aminés



- Acide aminés : molécules chimiques
- Structure primaire : chaîne d'acides aminés
- Structure secondaire : structures locales formé par les acides
- Structure tertiaire : forme tridimensionnelle

Plan

1 Apprentissage profond ?

- Pourquoi l'apprentissage « profond » ?
- Entraînement non-supervisé
- Architectures standards
- Application : Protéines
- **Etat de l'art**

2 Etude réalisée

- Séquences peptidiques
- Architectures entraînées & résultats

Peu de travaux concernant les protéines

- Succès en :

- Reconnaissance d'image, langages naturels, prédiction de sentiments, données bio-médicales, représentation, ...

- Protéines :

- Prédiction de structures secondaires et locales
 - Heffernan R. et al. 2015 Improving prediction of secondary structure, local backbone angles, and solvent accessible surface area of proteins by iterative deep learning.
 - Spencer M et al. 2015 A Deep Learning Network Approach to ab initio Protein Secondary Structure Prediction
 - Lena PD et al. 2012 Deep architectures for protein contact map prediction.
 - ...
- Classification de protéines selon différents critères
 - Jian-Wei L. et al. 2013 Predicting protein structural classes with autoencoder neural networks

Peu de travaux concernant les protéines

- Succès en :
 - Reconnaissance d'image, langages naturels, prédiction de sentiments, données bio-médicales, représentation, ...
- Protéines :
 - Prédiction de structures secondaires et locales
 - Heffernan R. et al. 2015 Improving prediction of secondary structure, local backbone angles, and solvent accessible surface area of proteins by iterative deep learning.
 - Spencer M et al. 2015 A Deep Learning Network Approach to ab initio Protein Secondary Structure Prediction
 - Lena PD et al. 2012 Deep architectures for protein contact map prediction.
 - ...
 - Classification de protéines selon différents critères
 - Jian-Wei L. et al. 2013 Predicting protein structural classes with autoencoder neural networks

Peu de travaux concernant les protéines

- Succès en :
 - Reconnaissance d'image, langages naturels, prédiction de sentiments, données bio-médicales, représentation, ...
- Protéines :
 - Prédiction de structures secondaires et locales
 - Heffernan R. et al. 2015 Improving prediction of secondary structure, local backbone angles, and solvent accessible surface area of proteins by iterative deep learning.
 - Spencer M et al. 2015 A Deep Learning Network Approach to ab initio Protein Secondary Structure Prediction
 - Lena PD et al. 2012 Deep architectures for protein contact map prediction.
 - ...
 - Classification de protéines selon différents critères
 - Jian-Wei L. et al. 2013 Predicting protein structural classes with autoencoder neural networks

Peu de travaux concernant les protéines

- Succès en :
 - Reconnaissance d'image, langages naturels, prédiction de sentiments, données bio-médicales, représentation, ...
- Protéines :
 - Prédiction de structures secondaires et locales
 - Heffernan R. et al. 2015 Improving prediction of secondary structure, local backbone angles, and solvent accessible surface area of proteins by iterative deep learning.
 - Spencer M et al. 2015 A Deep Learning Network Approach to ab initio Protein Secondary Structure Prediction
 - Lena PD et al. 2012 Deep architectures for protein contact map prediction.
 - ...
 - Classification de protéines selon différents critères
 - Jian-Wei L. et al. 2013 Predicting protein structural classes with autoencoder neural networks

Peu de travaux concernant les protéines

- Succès en :
 - Reconnaissance d'image, langages naturels, prédiction de sentiments, données bio-médicales, représentation, ...
- Protéines :
 - Prédiction de structures secondaires et locales
 - Heffernan R. et al. 2015 Improving prediction of secondary structure, local backbone angles, and solvent accessible surface area of proteins by iterative deep learning.
 - Spencer M et al. 2015 A Deep Learning Network Approach to ab initio Protein Secondary Structure Prediction
 - Lena PD et al. 2012 Deep architectures for protein contact map prediction.
 - ...
 - Classification de protéines selon différents critères
 - Jian-Wei L. et al. 2013 Predicting protein structural classes with autoencoder neural networks

Peu de travaux concernant les protéines

- Succès en :
 - Reconnaissance d'image, langages naturels, prédiction de sentiments, données bio-médicales, représentation, ...
- Protéines :
 - Prédiction de structures secondaires et locales
 - Heffernan R. et al. 2015 Improving prediction of secondary structure, local backbone angles, and solvent accessible surface area of proteins by iterative deep learning.
 - Spencer M et al. 2015 A Deep Learning Network Approach to ab initio Protein Secondary Structure Prediction
 - Lena PD et al. 2012 Deep architectures for protein contact map prediction.
 - ...
 - Classification de protéines selon différents critères
 - Jian-Wei L. et al. 2013 Predicting protein structural classes with autoencoder neural networks

Peu de travaux concernant les protéines

- Succès en :
 - Reconnaissance d'image, langages naturels, prédiction de sentiments, données bio-médicales, représentation, ...
- Protéines :
 - Prédiction de structures secondaires et locales
 - Heffernan R. et al. 2015 Improving prediction of secondary structure, local backbone angles, and solvent accessible surface area of proteins by iterative deep learning.
 - Spencer M et al. 2015 A Deep Learning Network Approach to ab initio Protein Secondary Structure Prediction
 - Lena PD et al. 2012 Deep architectures for protein contact map prediction.
 - ...
 - Classification de protéines selon différents critères
 - Jian-Wei L. et al. 2013 Predicting protein structural classes with autoencoder neural networks

Peu de travaux concernant les protéines

- Succès en :
 - Reconnaissance d'image, langages naturels, prédiction de sentiments, données bio-médicales, représentation, ...
- Protéines :
 - Prédiction de structures secondaires et locales
 - Heffernan R. et al. 2015 Improving prediction of secondary structure, local backbone angles, and solvent accessible surface area of proteins by iterative deep learning.
 - Spencer M et al. 2015 A Deep Learning Network Approach to ab initio Protein Secondary Structure Prediction
 - Lena PD et al. 2012 Deep architectures for protein contact map prediction.
 - ...
 - Classification de protéines selon différents critères
 - Jian-Wei L. et al. 2013 Predicting protein structural classes with autoencoder neural networks

Peu de travaux concernant les protéines

- Succès en :
 - Reconnaissance d'image, langages naturels, prédiction de sentiments, données bio-médicales, représentation, ...
- Protéines :
 - Prédiction de structures secondaires et locales
 - Heffernan R. et al. 2015 Improving prediction of secondary structure, local backbone angles, and solvent accessible surface area of proteins by iterative deep learning.
 - Spencer M et al. 2015 A Deep Learning Network Approach to ab initio Protein Secondary Structure Prediction
 - Lena PD et al. 2012 Deep architectures for protein contact map prediction.
 - ...
 - Classification de protéines selon différents critères
 - Jian-Wei L. et al. 2013 Predicting protein structural classes with autoencoder neural networks

Plan

1 Apprentissage profond ?

- Pourquoi l'apprentissage « profond » ?
- Entraînement non-supervisé
- Architectures standards
- Application : Protéines
- Etat de l'art

2 Etude réalisée

- Séquences peptidiques
- Architectures entraînées & résultats

Traiter les protéines à partir de la structure primaire

- Tâche sur une chaîne longue : prédiction de classe structurale (SCOPe 2.6, 40%)
 - Travaux usuels : représentation par vecteur de fréquence des protéines augmenté
 - Découpage de la chaîne en fragments courts
- Etude sur les séquences peptidiques
- Représentation de l'acide a_i par $V = (v_k)$ où $v_i = 1$ et $v_k = 0 (k \neq i)$

Plan

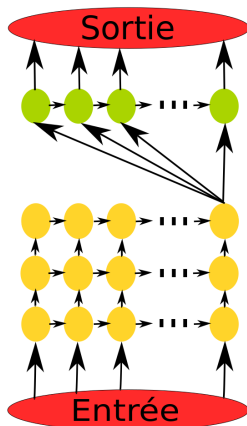
1 Apprentissage profond ?

- Pourquoi l'apprentissage « profond » ?
- Entraînement non-supervisé
- Architectures standards
- Application : Protéines
- Etat de l'art

2 Etude réalisée

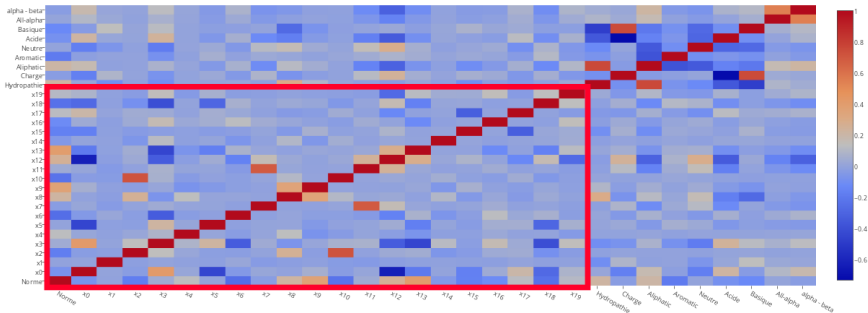
- Séquences peptidiques
- Architectures entraînées & résultats

Autoencodeurs



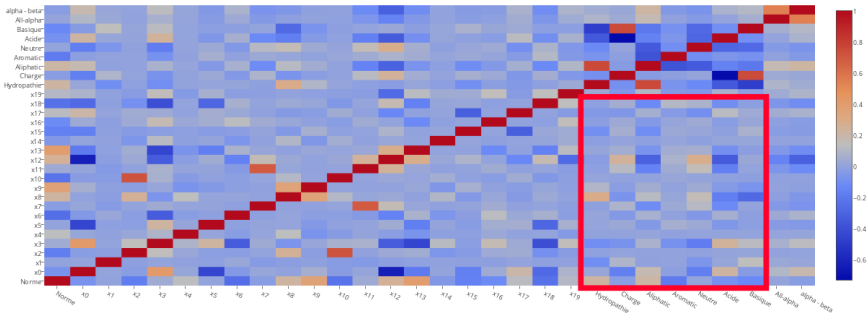
- Entraînement sur des fragments de taille 11
- Augmentation de la taille de l'ensemble d'entraînement de 13500 à 700 000
- Espace latent à 20 dimensions
- Encodeur récurrent à 3 couches
- Décodeur récurrent

Les représentation latentes présentent des corrélations remarquables



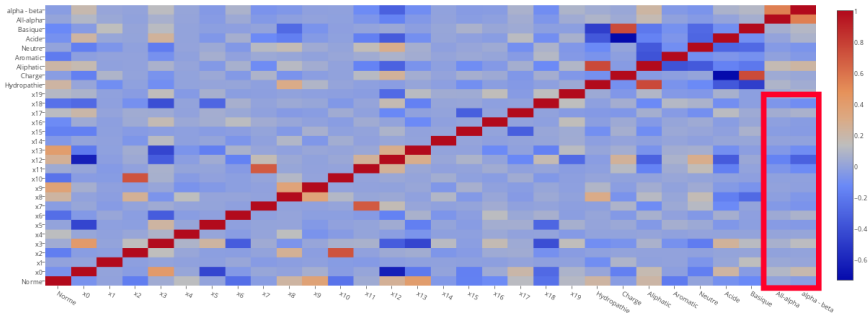
- Dimensions liées dans l'espace latent
- Corrélation de coordonnées à l'hydropathie, à la charge ...
- Pas de corrélation à la structure secondaire observées

Les représentation latentes présentent des corrélations remarquables



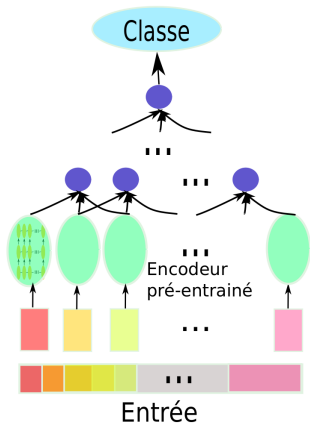
- Dimensions liées dans l'espace latent
- Corrélation de coordonnées à l'hydropathie, à la charge ...
- Pas de corrélation à la structure secondaire observées

Les représentation latentes présentent des corrélations remarquables



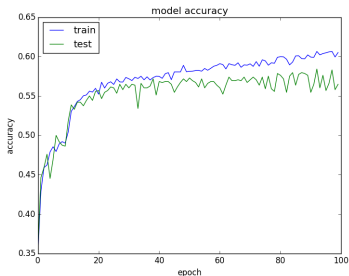
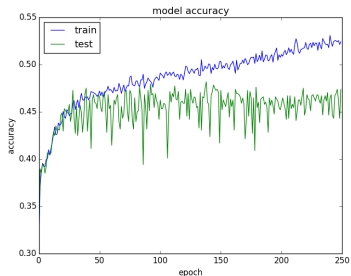
- Dimensions liées dans l'espace latent
- Corrélation de coordonnées à l'hydropathie, à la charge ...
- Pas de corrélation à la structure secondaire observées

Classificateur de classe structurales



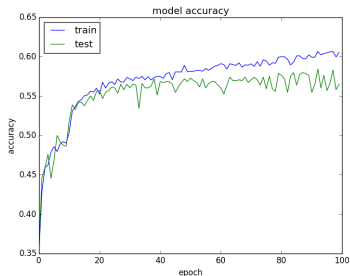
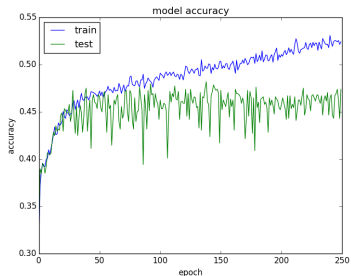
- Tâche : classifier les classes structurales des protéines
- Classificateur convolutionnel
- Premières couches pré-entraînées
- Validation de la représentation latente acquise

Les représentations latentes sont exploitables par un classificateur structural



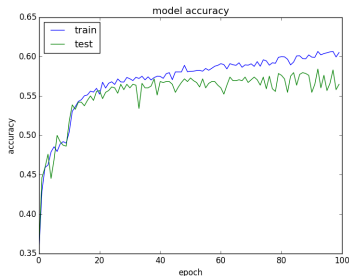
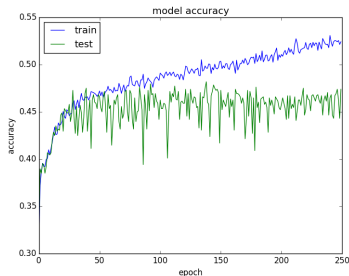
- Comparaison favorable au même classificateur non pré-entraîné :
 - Atteinte plus rapide de la précision maximale
 - Précision maximale plus élevée
- Pertinence de la représentation latente

Les représentations latentes sont exploitables par un classificateur structural



- Comparaison favorable au même classificateur non pré-entraîné :
 - Atteinte plus rapide de la précision maximale
 - Précision maximale plus élevée
- Pertinence de la représentation latente

Les représentations latentes sont exploitables par un classificateur structural



- Comparaison favorable au même classificateur non pré-entraîné :
 - Atteinte plus rapide de la précision maximale
 - Précision maximale plus élevée
- Pertinence de la représentation latente

Résumé

- L'apprentissage profond permet de détecter des structure hiérarchiques ou temporelles.
- Problème particulier : Pas assez d'exemples labélisés et chaînes très longues.
- Apparition de corrélations entre la représentation latente et des caractéristiques des séquences peptidiques.
- Perspectives
 - Utilisation d'autres architectures utilisée en langages naturels.
 - Influence des hyper paramètres.

Résumé

- L'apprentissage profond permet de détecter des structure hiérarchiques ou temporelles.
- Problème particulier : Pas assez d'exemples labélisés et chaînes très longues.
- Apparition de corrélations entre la représentation latente et des caractéristiques des séquences peptidiques.
- Perspectives
 - Utilisation d'autres architectures utilisée en langages naturels.
 - Influence des hyper paramètres.

Résumé

- L'apprentissage profond permet de détecter des structure hiérarchiques ou temporelles.
- Problème particulier : Pas assez d'exemples labélisés et chaînes très longues.
- Apparition de corrélations entre la représentation latente et des caractéristiques des séquences peptidiques.
- Perspectives
 - Utilisation d'autres architectures utilisée en langages naturels.
 - Influence des hyper paramètres.

Résumé

- L'apprentissage profond permet de détecter des structure hiérarchiques ou temporelles.
- Problème particulier : Pas assez d'exemples labélisés et chaînes très longues.
- Apparition de corrélations entre la représentation latente et des caractéristiques des séquences peptidiques.
- Perspectives
 - Utilisation d'autres architectures utilisée en langages naturels.
 - Influence des hyper paramètres.

Résumé

- L'apprentissage profond permet de détecter des structure hiérarchiques ou temporelles.
- Problème particulier : Pas assez d'exemples labélisés et chaînes très longues.
- Apparition de corrélations entre la représentation latente et des caractéristiques des séquences peptidiques.
- Perspectives
 - Utilisation d'autres architectures utilisée en langages naturels.
 - Influence des hyper paramètres.

Résumé

- L'apprentissage profond permet de détecter des structure hiérarchiques ou temporelles.
- Problème particulier : Pas assez d'exemples labélisés et chaînes très longues.
- Apparition de corrélations entre la représentation latente et des caractéristiques des séquences peptidiques.
- Perspectives
 - Utilisation d'autres architectures utilisée en langages naturels.
 - Influence des hyper paramètres.

Résumé

- L'apprentissage profond permet de détecter des structure hiérarchiques ou temporelles.
- Problème particulier : Pas assez d'exemples labélisés et chaînes très longues.
- Apparition de corrélations entre la représentation latente et des caractéristiques des séquences peptidiques.
- Perspectives
 - Utilisation d'autres architectures utilisée en langages naturels.
 - Influence des hyper paramètres.

For Further Reading I

y



A. Author.

Handbook of Everything.

Some Press, 1990.

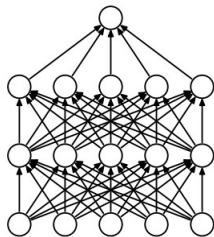


S. Someone.

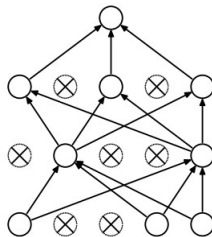
On this and that.

Journal of This and That, 2(1) :50–100, 2000.

Eviter le sur-entraînement



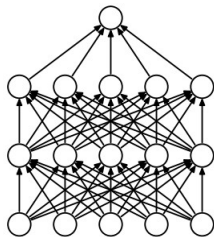
(a) Standard Neural Net



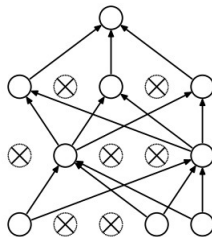
(b) After applying dropout.

- Désactiver aléatoirement des neurones
- Eliminer la concentration d'information
- Faire travailler tout le réseau
- Généraliser la représentation apprise
- Permet d'entraîner ad nauseam

Eviter le sur-entraînement



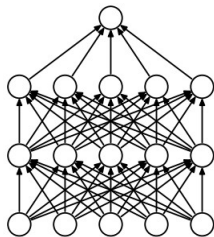
(a) Standard Neural Net



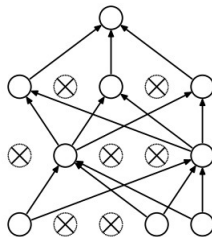
(b) After applying dropout.

- Désactiver aléatoirement des neurones
- Eliminer la concentration d'information
- Faire travailler tout le réseau
- Généraliser la représentation apprise
- Permet d'entraîner ad nauseam

Eviter le sur-entraînement



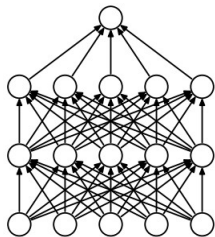
(a) Standard Neural Net



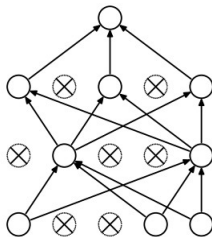
(b) After applying dropout.

- Désactiver aléatoirement des neurones
- Eliminer la concentration d'information
- Faire travailler tout le réseau
- Généraliser la représentation apprise
- Permet d'entraîner ad nauseam

Eviter le sur-entraînement



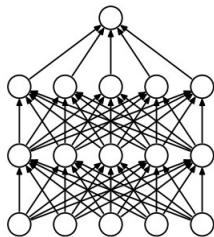
(a) Standard Neural Net



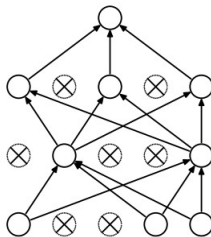
(b) After applying dropout.

- Désactiver aléatoirement des neurones
- Eliminer la concentration d'information
- Faire travailler tout le réseau
- Généraliser la représentation apprise
- Permet d'entraîner ad nauseam

Eviter le sur-entraînement



(a) Standard Neural Net



(b) After applying dropout.

- Désactiver aléatoirement des neurones
- Eliminer la concentration d'information
- Faire travailler tout le réseau
- Généraliser la représentation apprise
- Permet d'entraîner ad nauseam