

Apprentissage profond et représentation latente de séquences peptidiques

Rémy Sun

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

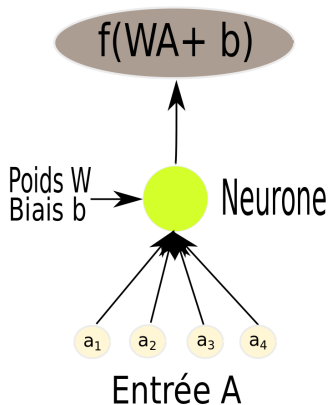
2 Etude réalisée

- Séquences peptidiques
- Architectures entraînées
- Résultats

Outline

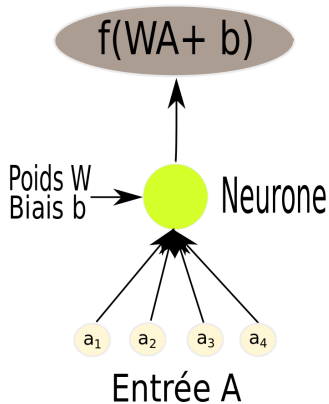
- 1 Apprentissage profond ?
 - Pourquoi l'apprentissage « profond » ?
 - Entraînement non-supervisé
 - Architectures standards
 - Application : Protéines
 - Etat de l'art
- 2 Etude réalisée
 - Séquences peptidiques
 - Architectures entraînées
 - Résultats

Fonctionnement d'un neurone



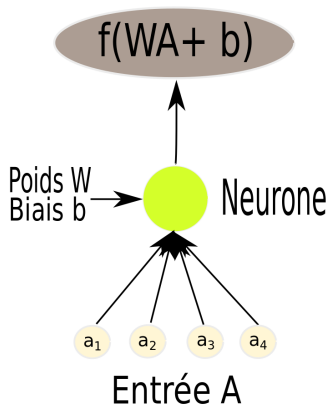
- Entrée A , poids W , biais b
- Transformation linéaire $WA + b$
- Activation non-linéaire f
- Evaluation (score) de la sortie
- Apprentissage de W et b par rétropropagation sur le score
- Réseau neuronal : plusieurs neurones en parallèle

Fonctionnement d'un neurone



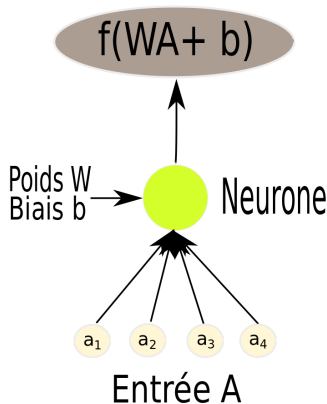
- Entrée A , poids W , biais b
- Transformation linéaire $WA + b$
- Activation non-linéaire f
- Evaluation (score) de la sortie
- Apprentissage de W et b par rétropropagation sur le score
- Réseau neuronal : plusieurs neurones en parallèle

Fonctionnement d'un neurone



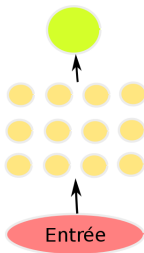
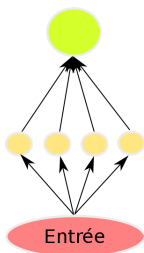
- Entrée A , poids W , biais b
- Transformation linéaire $WA + b$
- Activation non-linéaire f
- Evaluation (score) de la sortie
- Apprentissage de W et b par rétropropagation sur le score
- Réseau neuronal : plusieurs neurones en parallèle

Fonctionnement d'un neurone



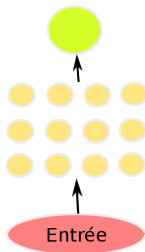
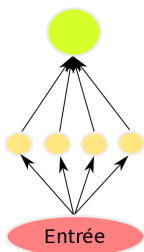
- Entrée A , poids W , biais b
- Transformation linéaire $WA + b$
- Activation non-linéaire f
- Evaluation (score) de la sortie
- Apprentissage de W et b par rétropropagation sur le score
- Réseau neuronal : plusieurs neurones en parallèle

Du réseau de neurones au réseau de neurones profonds



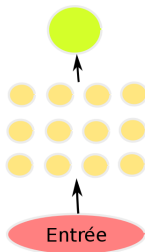
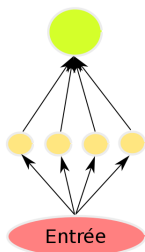
- Plusieurs couches de neurones
- Hiérarchie : plusieurs niveaux de représentations
- Evanouissement de gradient
- Grands ensembles d'entraînement

Du réseau de neurones au réseau de neurones profonds



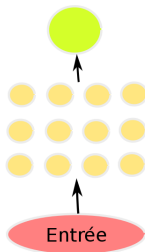
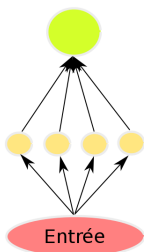
- Plusieurs couches de neurones
- Hiérarchie : plusieurs niveaux de représentations
- Evanouissement de gradient
- Grands ensembles d'entraînement

Du réseau de neurones au réseau de neurones profonds



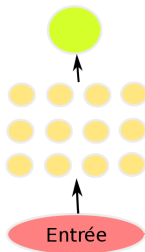
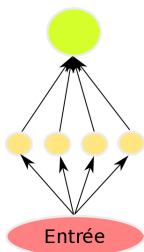
- Plusieurs couches de neurones
- Hiérarchie : plusieurs niveaux de représentations
- Evanouissement de gradient
- Grands ensembles d'entraînement

Du réseau de neurones au réseau de neurones profonds



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

Du réseau de neurones au réseau de neurones profonds



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

Outline

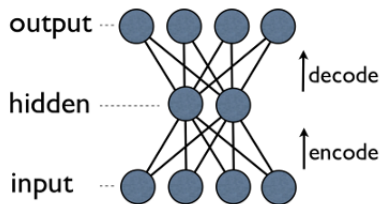
1 Apprentissage profond ?

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

2 Etude réalisée

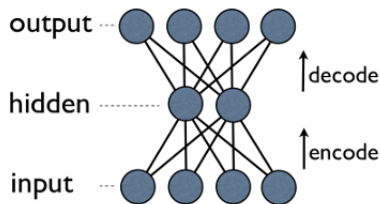
- Séquences peptidiques
- Architectures entraînées
- Résultats

Fixer une cible de manière autonome



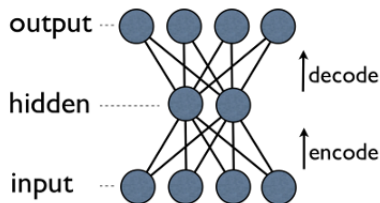
- Non supervisé
- Encodage
- Représentation latente
- Décodage
- Eviter d'encoder l'identité
 - Compression
 - Bruitage
 - Régularisation

Fixer une cible de manière autonome



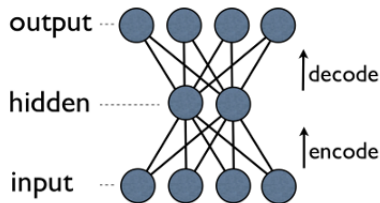
- Non supervisé
- Encodage
- Représentation latente
- Décodage
- Eviter d'encoder l'identité
 - Compression
 - Bruitage
 - Régularisation

Fixer une cible de manière autonome



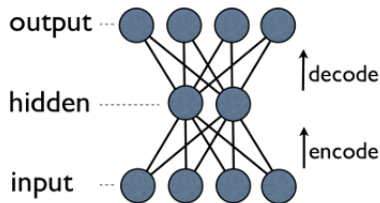
- Non supervisé
- Encodage
- Représentation latente
- Décodage
- Eviter d'encoder l'identité
 - Compression
 - Bruitage
 - Régularisation

Fixer une cible de manière autonome



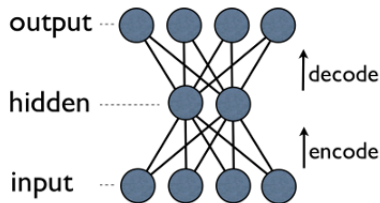
- Non supervisé
- Encodage
- Représentation latente
- Décodage
- Éviter d'encoder l'identité
 - Compression
 - Bruitage
 - Régularisation

Fixer une cible de manière autonome



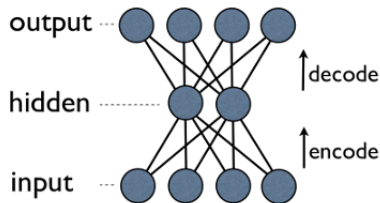
- Non supervisé
- Encodage
- Représentation latente
- Décodage
- Eviter d'encoder l'identité
 - Compression
 - Bruitage
 - Régularisation

Fixer une cible de manière autonome



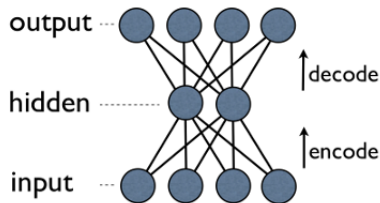
- Non supervisé
- Encodage
- Représentation latente
- Décodage
- Eviter d'encoder l'identité
 - Compression
 - Bruitage
 - Régularisation

Fixer une cible de manière autonome



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

Fixer une cible de manière autonome



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

Outline

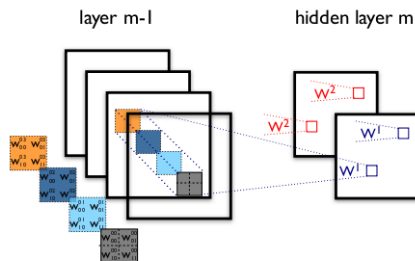
1 Apprentissage profond ?

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

2 Etude réalisée

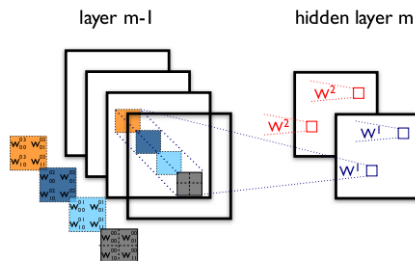
- Séquences peptidiques
- Architectures entraînées
- Résultats

Réseaux Convolutionnels : recherche de caractéristique



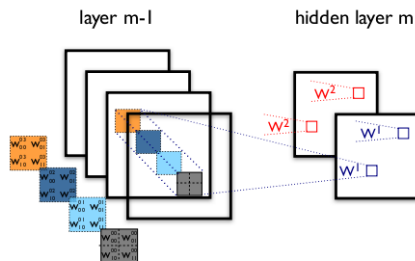
- Filtres de caractéristiques
- Permet d'isoler des caractéristiques locales

Réseaux Convolutionnels : recherche de caractéristique



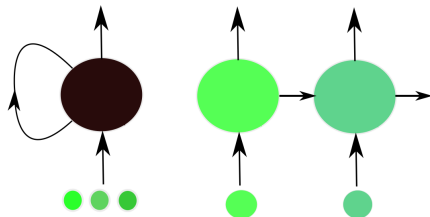
- Filtres de caractéristiques
- Permet d'isoler des caractéristiques locales

Réseaux Convolutionnels : recherche de caractéristique



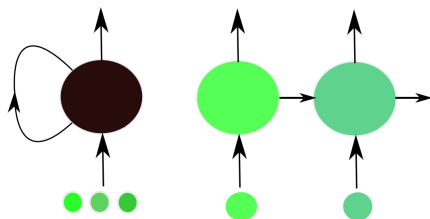
- Filtres de caractéristiques
- Permet d'isoler des caractéristiques locales

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



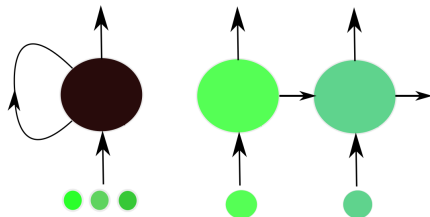
- Dépendance temporelles
- Sortie + état caché persistant (boucle de rétroaction)
- Pas de dépendances hiérarchiques
- Réseau « profond » à une couche
- Très utilisé en langages naturels
- Unité LSTM (Long Short-Term Memory)

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



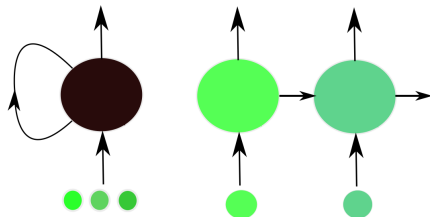
- Dépendance temporelles
- Sortie + état caché persistant (boucle de rétroaction)
- Pas de dépendances hiérarchiques
- Réseau « profond » à une couche
- Très utilisé en langages naturels
- Unité LSTM (Long Short-Term Memory)

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



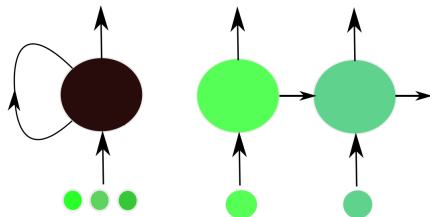
- Dépendance temporelles
- Sortie + état caché persistant (boucle de rétroaction)
- Pas de dépendances hiérarchiques
- Réseau « profond » à une couche
- Très utilisé en langages naturels
- Unité LSTM (Long Short-Term Memory)

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



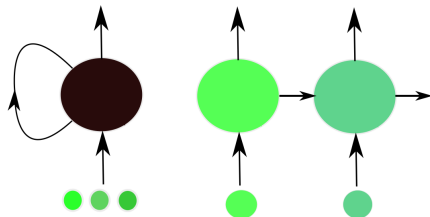
- Dépendance temporelles
- Sortie + état caché persistant (boucle de rétroaction)
- Pas de dépendances hiérarchiques
- Réseau « profond » à une couche
- Très utilisé en langages naturels
- Unité LSTM (Long Short-Term Memory)

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



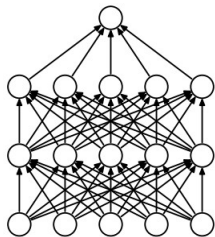
- Dépendance temporelles
- Sortie + état caché persistant (boucle de rétroaction)
- Pas de dépendances hiérarchiques
- Réseau « profond » à une couche
- Très utilisé en langages naturels
- Unité LSTM (Long Short-Term Memory)

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

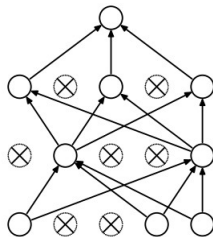


- Dépendance temporelles
- Sortie + état caché persistant (boucle de rétroaction)
- Pas de dépendances hiérarchiques
- Réseau « profond » à une couche
- Très utilisé en langages naturels
- Unité LSTM (Long Short-Term Memory)

Eviter le sur-entraînement



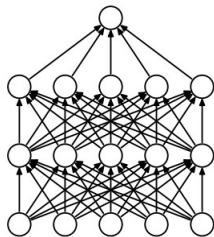
(a) Standard Neural Net



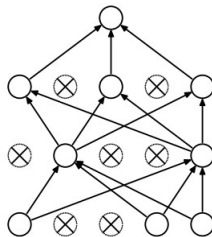
(b) After applying dropout.

- 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



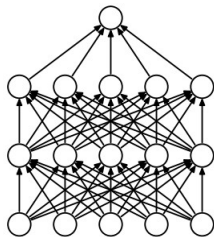
(a) Standard Neural Net



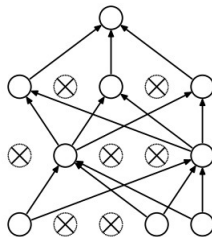
(b) After applying dropout.

- 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



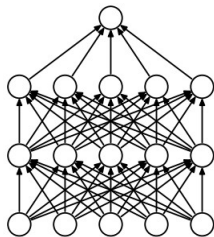
(a) Standard Neural Net



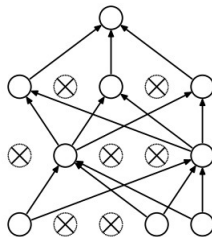
(b) After applying dropout.

- 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



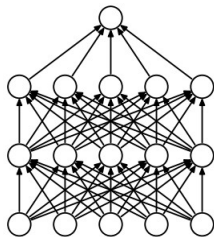
(a) Standard Neural Net



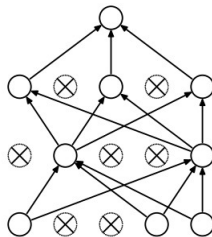
(b) After applying dropout.

- 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

Outline

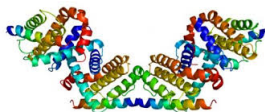
1 Apprentissage profond ?

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

2 Etude réalisée

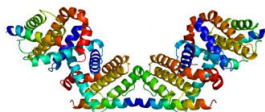
- Séquences peptidiques
- Architectures entraînées
- Résultats

Plus qu'une chaîne d'acides aminés



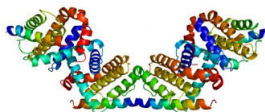
- Acide aminés : molécules chimiques
- Structure primaire : chaîne d'acides aminés
- Structure secondaire : structures locales formées par les acides
- Structure tertiaire : forme tridimensionnelle

Plus qu'une chaîne d'acides aminés



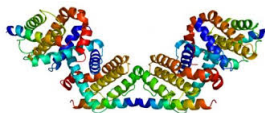
- Acide aminés : molécules chimiques
- Structure primaire : chaîne d'acides aminés
- Structure secondaire : structures locales formées par les acides
- Structure tertiaire : forme tridimensionnelle

Plus qu'une chaîne d'acides aminés



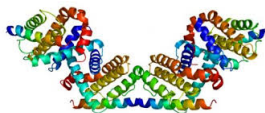
- Acide aminés : molécules chimiques
- Structure primaire : chaîne d'acides aminés
- Structure secondaire : structures locales formées par les acides
- Structure tertiaire : forme tridimensionnelle

Plus qu'une chaîne d'acides aminés



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

Plus qu'une chaîne d'acides aminés



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

Outline

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
 - H. R, P. K, L. J 2015 Improving prediction of secondary structure, local backbone angles, and solvent accessible surface area of proteins by iterative deep learning.
 - S. M, E. J, C. J. 2015 A Deep Learning Network Approach to ab initio Protein Secondary Structure Prediction
- Classification de protéines selon différents critères
 - H. S, H. M, O. K. Fast model-based protein homology detection without alignment. 2007 1 seule couche récurrente
- Prédiction de contacts
 - L. PD, N. K, B. P. 2012 Deep architectures for protein contact map prediction.

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
 - H. R, P. K, L. J 2015 Improving prediction of secondary structure, local backbone angles, and solvent accessible surface area of proteins by iterative deep learning.
 - S. M, E. J, C. J. 2015 A Deep Learning Network Approach to ab initio Protein Secondary Structure Prediction
 - Classification de protéines selon différents critères
 - H. S, H. M, O. K. Fast model-based protein homology detection without alignment. 2007 1 seule couche récurrente
 - Prédiction de contacts
 - L. PD, N. K, B. P. 2012 Deep architectures for protein contact map prediction.

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
 - H. R, P. K, L. J 2015 Improving prediction of secondary structure, local backbone angles, and solvent accessible surface area of proteins by iterative deep learning.
 - S. M, E. J, C. J. 2015 A Deep Learning Network Approach to ab initio Protein Secondary Structure Prediction
 - Classification de protéines selon différents critères
 - H. S, H. M, O. K. Fast model-based protein homology detection without alignment. 2007 1 seule couche récurrente
 - Prédiction de contacts
 - L. PD, N. K, B. P. 2012 Deep architectures for protein contact map prediction.

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
 - H. R, P. K, L. J 2015 Improving prediction of secondary structure, local backbone angles, and solvent accessible surface area of proteins by iterative deep learning.
 - S. M, E. J, C. J. 2015 A Deep Learning Network Approach to ab initio Protein Secondary Structure Prediction
 - Classification de protéines selon différents critères
 - H. S, H. M, O. K. Fast model-based protein homology detection without alignment. 2007 1 seule couche récurrente
 - Prédiction de contacts
 - L. PD, N. K, B. P. 2012 Deep architectures for protein contact map prediction.

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
 - H. R, P. K, L. J 2015 Improving prediction of secondary structure, local backbone angles, and solvent accessible surface area of proteins by iterative deep learning.
 - S. M, E. J, C. J. 2015 A Deep Learning Network Approach to ab initio Protein Secondary Structure Prediction
 - Classification de protéines selon différents critères
 - H. S, H. M, O. K. Fast model-based protein homology detection without alignment. 2007 1 seule couche récurrente
 - Prédiction de contacts
 - L. PD, N. K, B. P. 2012 Deep architectures for protein contact map prediction.

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
 - H. R, P. K, L. J 2015 Improving prediction of secondary structure, local backbone angles, and solvent accessible surface area of proteins by iterative deep learning.
 - S. M, E. J, C. J. 2015 A Deep Learning Network Approach to ab initio Protein Secondary Structure Prediction
 - Classification de protéines selon différents critères
 - H. S, H. M, O. K. Fast model-based protein homology detection without alignment. 2007 1 seule couche récurrente
 - Prédiction de contacts
 - L. PD, N. K, B. P. 2012 Deep architectures for protein contact map prediction.

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
 - H. R, P. K, L. J 2015 Improving prediction of secondary structure, local backbone angles, and solvent accessible surface area of proteins by iterative deep learning.
 - S. M, E. J, C. J. 2015 A Deep Learning Network Approach to ab initio Protein Secondary Structure Prediction
 - Classification de protéines selon différents critères
 - H. S, H. M, O. K. Fast model-based protein homology detection without alignment. 2007 1 seule couche récurrente
 - Prédiction de contacts
 - L. PD, N. K, B. P. 2012 Deep architectures for protein contact map prediction.

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
 - H. R, P. K, L. J 2015 Improving prediction of secondary structure, local backbone angles, and solvent accessible surface area of proteins by iterative deep learning.
 - S. M, E. J, C. J. 2015 A Deep Learning Network Approach to ab initio Protein Secondary Structure Prediction
 - Classification de protéines selon différents critères
 - H. S, H. M, O. K. Fast model-based protein homology detection without alignment. 2007 1 seule couche récurrente
 - Prédiction de contacts
 - L. PD, N. K, B. P. 2012 Deep architectures for protein contact map prediction.

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
 - H. R, P. K, L. J 2015 Improving prediction of secondary structure, local backbone angles, and solvent accessible surface area of proteins by iterative deep learning.
 - S. M, E. J, C. J. 2015 A Deep Learning Network Approach to ab initio Protein Secondary Structure Prediction
 - Classification de protéines selon différents critères
 - H. S, H. M, O. K. Fast model-based protein homology detection without alignment. 2007 1 seule couche récurrente
 - Prédiction de contacts
 - L. PD, N. K, B. P. 2012 Deep architectures for protein contact map prediction.

Outline

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
 - Découpage de la chaîne en fragments courts
- Travaux usuels : représentation par pseudo-vecteur de fréquence des protéines
- Etude sur les séquences peptidiques
- Représentation de l'acide a_i par $V = (v_k)$ où $v_i = 1$ et $v_k = 0 (k \neq i)$

Traiter les protéines à partir de la structure primaire

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

Traiter les protéines à partir de la structure primaire

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

Traiter les protéines à partir de la structure primaire

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

Outline

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

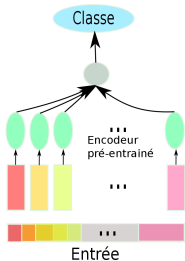


FIGURE – Carte de corrélation entre représentation latente et propriétés connues

- Entraînement sur des fragments de taille 11
- Augmentation de la taille de l'ensemble d'entraînement
- Encodeur récurrent
- Décodeur récurrent

Autoencodeurs

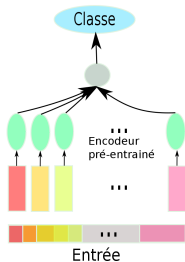


FIGURE – Carte de corrélation entre représentation latente et propriétés connues

- Entraînement sur des fragments de taille 11
- Augmentation de la taille de l'ensemble d'entraînement
- Encodeur récurrent
- Décodeur récurrent

Autoencodeurs

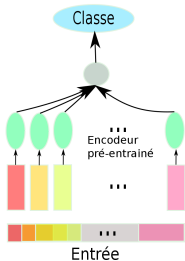


FIGURE – Carte de corrélation entre représentation latente et propriétés connues

- Entraînement sur des fragments de taille 11
- Augmentation de la taille de l'ensemble d'entraînement
- Encodeur **récurrent**
- Décodeur récurrent

Autoencodeurs

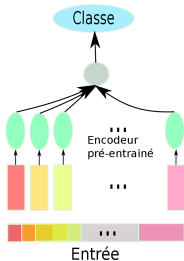
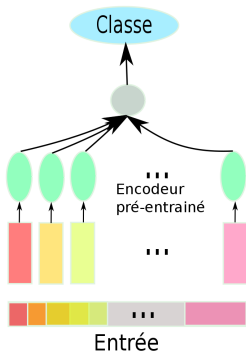


FIGURE – Carte de corrélation entre représentation latente et propriétés connues

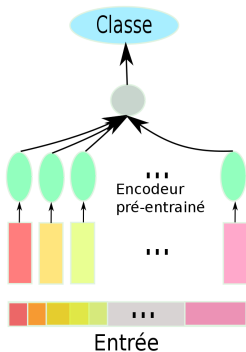
- Entraînement sur des fragments de taille 11
- Augmentation de la taille de l'ensemble d'entraînement
- Encodeur **récurrent**
- Décodeur récurrent

Classificateur de classe structurales



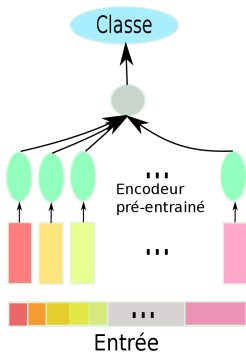
- Tâche : classifier les classes structurales des protéines
- Classificateur convolutionnel
- Premières couches pré-entraînées
- Validation de la représentation latente acquise

Classificateur de classe structurales



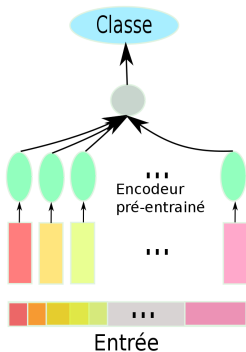
- Tâche : classifier les classes structurales des protéines
- Classificateur convolutionnel
- Premières couches pré-entraînées
- Validation de la représentation latente acquise

Classificateur de classe structurales



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

Classificateur de classe structurales



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

Outline

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

Les représentation latentes présentent des corrélations remarquables

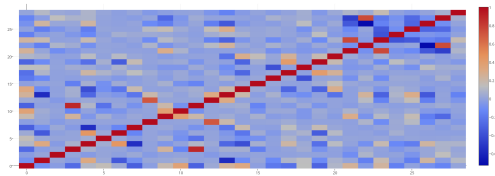


FIGURE – Carte de corrélation entre représentation latente et propriétés connues physico-chimiques

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

Les représentation latentes présentent des corrélations remarquables

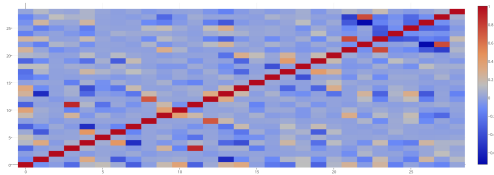


FIGURE – Carte de corrélation entre représentation latente et propriétés connues physico-chimiques

- 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

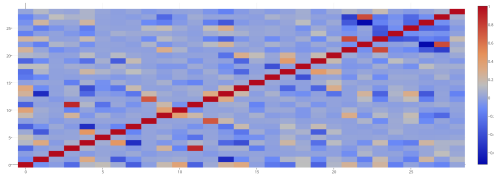


FIGURE – Carte de corrélation entre représentation latente et propriétés connues physico-chimiques

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

Les représentation latentes présentent des corrélations remarquables

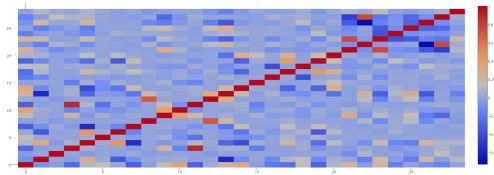


FIGURE – Carte de corrélation entre représentation latente et propriétés connues physico-chimiques

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

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

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

Pistes de recherche

- Architectures d'auto-encodeurs à attention
- Acquisition d'une représentation pertinente des acides aminés
- Etude plus approfondie des hyper-paramètres
- Hiérarchiser les caractéristiques à utiliser en apprentissage
- Initialisation couche par couche ?

Pistes de recherche

- Architectures d'auto-encodeurs à attention
- Acquisition d'une représentation pertinente des acides aminés
- Etude plus approfondie des hyper-paramètres
- Hiérarchiser les caractéristiques à utiliser en apprentissage
- Initialisation couche par couche ?

Pistes de recherche

- Architectures d'auto-encodeurs à attention
- Acquisition d'une représentation pertinente des acides aminés
- Etude plus approfondie des hyper-paramètres
- Hiérarchiser les caractéristiques à utiliser en apprentissage
- Initialisation couche par couche ?

Pistes de recherche

- Architectures d'auto-encodeurs à attention
- Acquisition d'une représentation pertinente des acides aminés
- Etude plus approfondie des hyper-paramètres
- Hiérarchiser les caractéristiques à utiliser en apprentissage
- Initialisation couche par couche ?

Pistes de recherche

- Architectures d'auto-encodeurs à attention
- Acquisition d'une représentation pertinente des acides aminés
- Etude plus approfondie des hyper-paramètres
- Hiérarchiser les caractéristiques à utiliser en apprentissage
- Initialisation couche par couche ?

Résumé

- L'apprentissage profond permet de détecter des structure hiérarchiques ou temporelles.
- Problème particulier : Peu 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 : Peu 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 : Peu 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 : Peu 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 : Peu 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 structures hiérarchiques ou temporelles.
- Problème particulier : Peu 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 utilisées en langages naturels.
 - Influence des hyper paramètres.

For Further Reading I



A. Author.

Handbook of Everything.

Some Press, 1990.



S. Someone.

On this and that.

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