

Apprentissage profond et séquences peptidiques

Rémy Sun

Département d'informatique
ENS Rennes

XTRA 2016

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

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

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 neuronaux

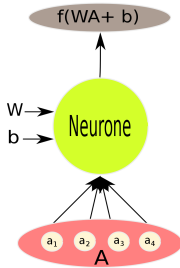


FIGURE – Fonctionnement d'un neurone

- Transformation linéaire
 $WA + b$
- Activation non-linéaire f
- Score sur le résultat
- Apprentissage sur W et b par rétropropagation sur le score

Réseaux neuronaux

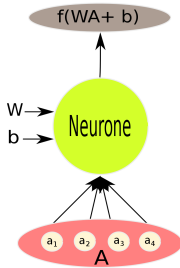


FIGURE – Fonctionnement d'un neurone

- Transformation linéaire
 $WA + b$
- Activation non-linéaire f
- Score sur le résultat
- Apprentissage sur W et b par rétropropagation sur le score

Réseaux neuronaux

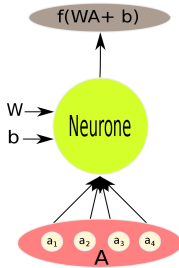


FIGURE – Fonctionnement d'un neurone

- Transformation linéaire
 $WA + b$
- Activation non-linéaire f
- Score sur le résultat
- Apprentissage sur W et b
par rétropropagation sur le score

Réseaux neuronaux

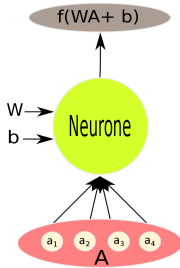


FIGURE – Fonctionnement d'un neurone

- Transformation linéaire $WA + b$
- Activation non-linéaire f
- Score sur le résultat
- Apprentissage sur W et b par rétropropagation sur le score

Réseaux profonds

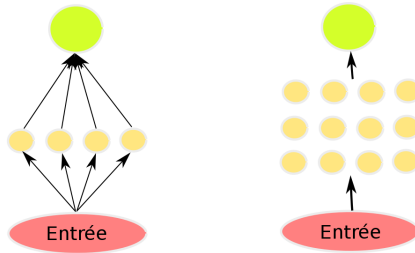


FIGURE – Fonctionnement d'un neurone

- Plusieurs niveaux d'abstraction
- Evanouissement de gradient
- Grands ensembles d'entraînement
- Bons résultats en reconnaissance d'image, langages naturels, ...

Réseaux profonds

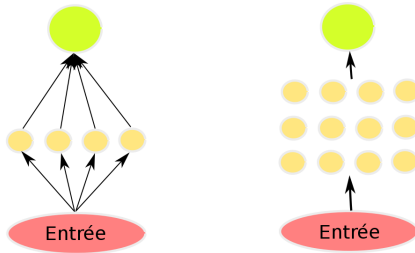


FIGURE – Fonctionnement d'un neurone

- Plusieurs niveaux d'abstraction
- Evanouissement de gradient
- Grands ensembles d'entraînement
- Bons résultats en reconnaissance d'image, langages naturels, ...

Réseaux profonds

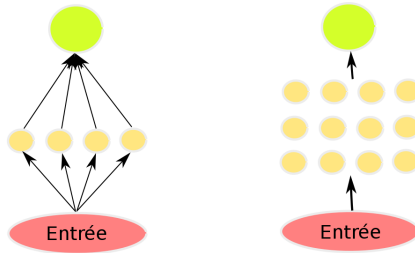


FIGURE – Fonctionnement d'un neurone

- Plusieurs niveaux d'abstraction
- Evanouissement de gradient
- Grands ensembles d'entraînement
- Bons résultats en reconnaissance d'image, langages naturels, ...

Réseaux profonds

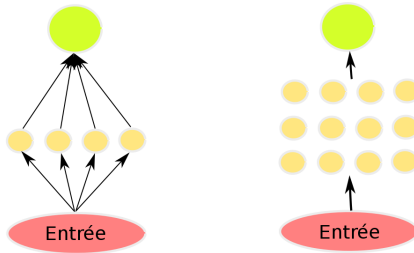


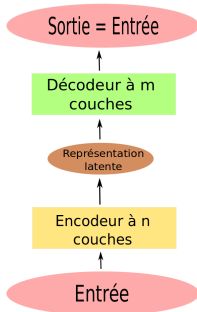
FIGURE – Fonctionnement d'un neurone

- Plusieurs niveaux d'abstraction
- Evanouissement de gradient
- Grands ensembles d'entraînement
- Bons résultats en reconnaissance d'image, langages naturels, ...

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

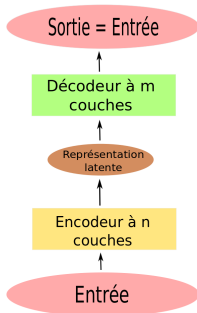
Fixer une cible de manière autonome



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

FIGURE – Fonctionnement d'un auto-encodeur

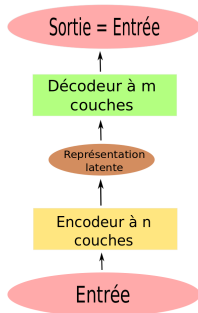
Fixer une cible de manière autonome



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

FIGURE – Fonctionnement d'un auto-encodeur

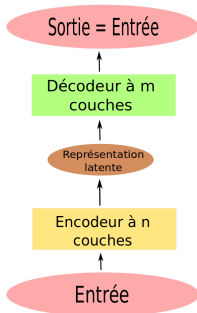
Fixer une cible de manière autonome



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

FIGURE – Fonctionnement d'un auto-encodeur

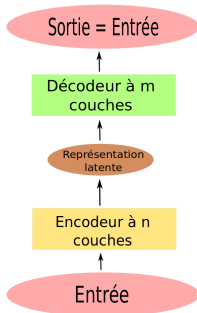
Fixer une cible de manière autonome



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

FIGURE – Fonctionnement d'un auto-encodeur

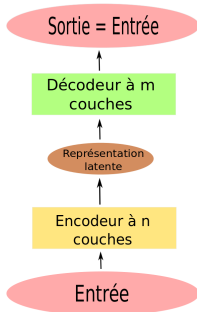
Fixer une cible de manière autonome



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

FIGURE – Fonctionnement d'un auto-encodeur

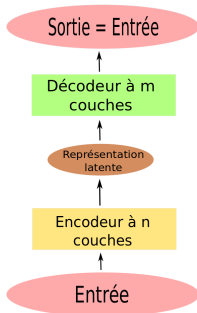
Fixer une cible de manière autonome



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

FIGURE – Fonctionnement d'un auto-encodeur

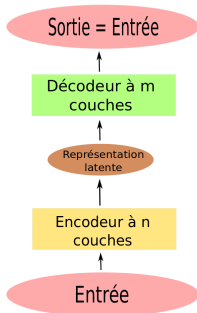
Fixer une cible de manière autonome



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

FIGURE – Fonctionnement d'un auto-encodeur

Fixer une cible de manière autonome



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

FIGURE – Fonctionnement d'un auto-encodeur

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 motif

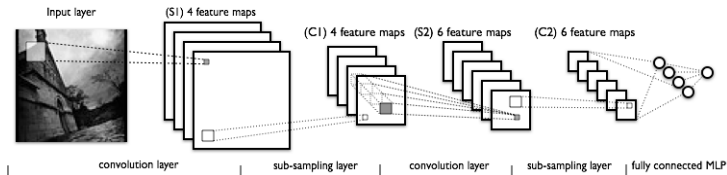


FIGURE – Réseau LeNet5

- Filtres de caractéristiques
- Regroupement
- Permet d'isoler des motifs locaux
- Très utilisé en reconnaissance d'image

Réseaux Convolutionnels : recherche de motif

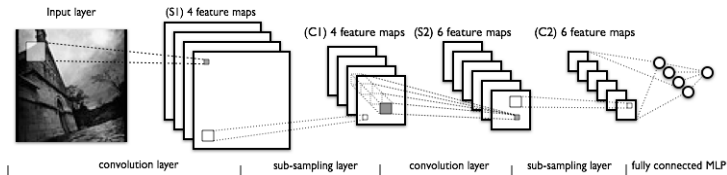


FIGURE – Réseau LeNet5

- Filtres de caractéristiques
- Regroupement
- Permet d'isoler des motifs locaux
- Très utilisé en reconnaissance d'image

Réseaux Convolutionnels : recherche de motif

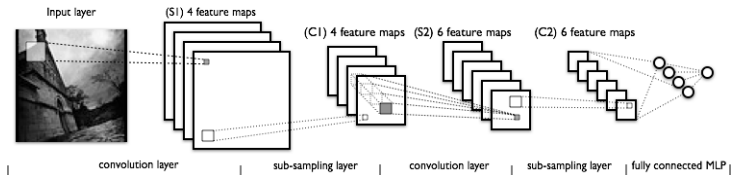


FIGURE – Réseau LeNet5

- Filtres de caractéristiques
- Regroupement
- Permet d'isoler des motifs locaux
- Très utilisé en reconnaissance d'image

Réseaux Convolutionnels : recherche de motif

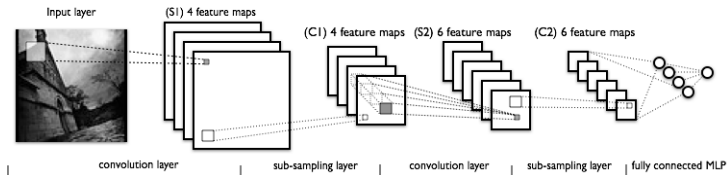


FIGURE – Réseau LeNet5

- Filtres de caractéristiques
- Regroupement
- Permet d'isoler des motifs locaux
- Très utilisé en reconnaissance d'image

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

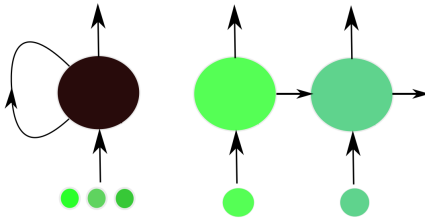


FIGURE – Couche récurrente

- **Dépendance temporelles**
- Sortie + état caché
- Pas de dépendances hiérarchiques
- Réseau « profond » à une couche
- Très utilisé en langues naturels
- Unité LSTM

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

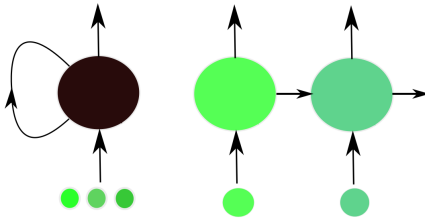


FIGURE – Couche récurrente

- Dépendance temporelles
- Sortie + état caché
- Pas de dépendances hiérarchiques
- Réseau « profond » à une couche
- Très utilisé en langues naturels
- Unité LSTM

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

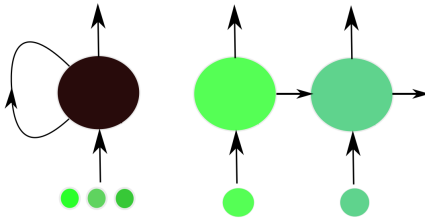


FIGURE – Couche récurrente

- Dépendance temporelles
- Sortie + état caché
- Pas de dépendances hiérarchiques
- Réseau « profond » à une couche
- Très utilisé en langues naturels
- Unité LSTM

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

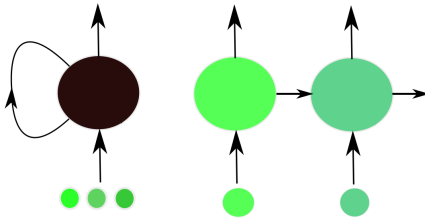


FIGURE – Couche récurrente

- Dépendance temporelles
- Sortie + état caché
- Pas de dépendances hiérarchiques
- Réseau « profond » à une couche
- Très utilisé en langues naturelles
- Unité LSTM

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

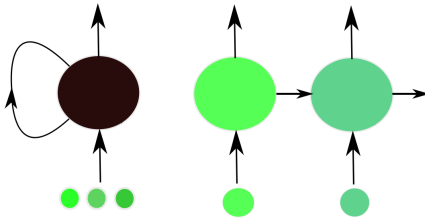


FIGURE – Couche récurrente

- Dépendance temporelles
- Sortie + état caché
- Pas de dépendances hiérarchiques
- Réseau « profond » à une couche
- Très utilisé en langues naturelles
- Unité LSTM

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

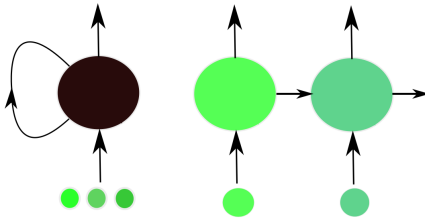
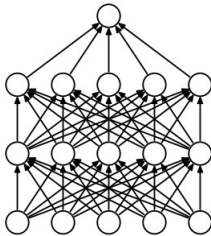


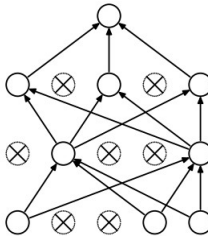
FIGURE – Couche récurrente

- Dépendance temporelles
- Sortie + état caché
- Pas de dépendances hiérarchiques
- Réseau « profond » à une couche
- Très utilisé en langues naturels
- Unité LSTM

Eviter le sur-entraînement



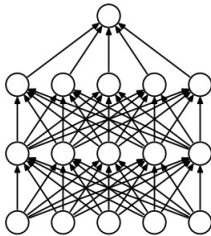
(a) Standard Neural Net



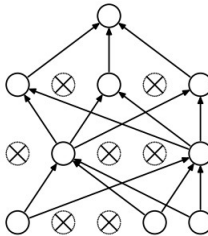
(b) After applying dropout.

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

Eviter le sur-entraînement



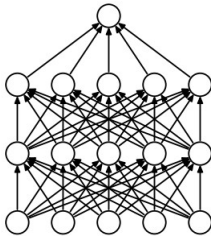
(a) Standard Neural Net



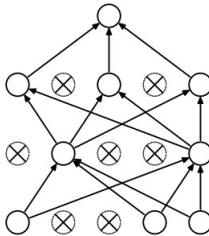
(b) After applying dropout.

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

Eviter le sur-entraînement



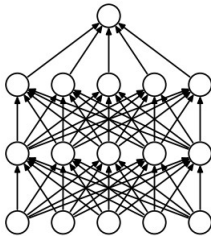
(a) Standard Neural Net



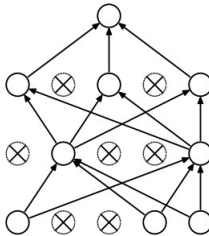
(b) After applying dropout.

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

Eviter le sur-entraînement



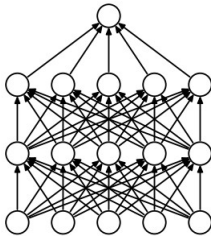
(a) Standard Neural Net



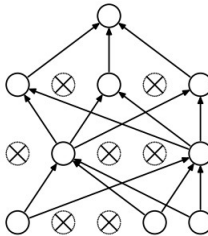
(b) After applying dropout.

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

Eviter le sur-entraînement



(a) Standard Neural Net



(b) After applying dropout.

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

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

- Enormément de travaux dans d'autres domaines

- Reconnaissance d'image
- Traduction de langages naturels
- Prédiction de sentiments
- Traitement de données bio-médicales
- Représentation distribuée de mots
- Etude de génome
- Prédiction de structures secondaires
- Classification de protéines selon différents critères
- Prédiction de contacts

Peu de travaux concernant les protéines

- Enormément de travaux dans d'autres domaines
 - Reconnaissance d'image
 - Traduction de langages naturels
 - Prédiction de sentiments
 - Traitement de données bio-médicales
 - Représentation distribuée de mots
 - Etude de génome
- Prédiction de structures secondaires
- Classification de protéines selon différents critères
- Prédiction de contacts

Peu de travaux concernant les protéines

- Enormément de travaux dans d'autres domaines
 - Reconnaissance d'image
 - Traduction de langages naturels
 - Prédiction de sentiments
 - Traitement de données bio-médicales
 - Représentation distribuée de mots
 - Etude de génome
- Prédiction de structures secondaires
- Classification de protéines selon différents critères
- Prédiction de contacts

Peu de travaux concernant les protéines

- Enormément de travaux dans d'autres domaines
 - Reconnaissance d'image
 - Traduction de langages naturels
 - Prédiction de sentiments
 - Traitement de données bio-médicales
 - Représentation distribuée de mots
 - Etude de génome
- Prédiction de structures secondaires
- Classification de protéines selon différents critères
- Prédiction de contacts

Peu de travaux concernant les protéines

- Enormément de travaux dans d'autres domaines
 - Reconnaissance d'image
 - Traduction de langages naturels
 - Prédiction de sentiments
 - Traitement de données bio-médicales
 - Représentation distribuée de mots
 - Etude de génome
- Prédiction de structures secondaires
- Classification de protéines selon différents critères
- Prédiction de contacts

Peu de travaux concernant les protéines

- Enormément de travaux dans d'autres domaines
 - Reconnaissance d'image
 - Traduction de langages naturels
 - Prédiction de sentiments
 - Traitement de données bio-médicales
 - Représentation distribuée de mots
 - Etude de génome
- Prédiction de structures secondaires
- Classification de protéines selon différents critères
- Prédiction de contacts

Peu de travaux concernant les protéines

- Enormément de travaux dans d'autres domaines
 - Reconnaissance d'image
 - Traduction de langages naturels
 - Prédiction de sentiments
 - Traitement de données bio-médicales
 - Représentation distribuée de mots
 - Etude de génome
- Prédiction de structures secondaires
- Classification de protéines selon différents critères
- Prédiction de contacts

Peu de travaux concernant les protéines

- Enormément de travaux dans d'autres domaines
 - Reconnaissance d'image
 - Traduction de langages naturels
 - Prédiction de sentiments
 - Traitement de données bio-médicales
 - Représentation distribuée de mots
 - Etude de génome
- Prédiction de structures secondaires
- Classification de protéines selon différents critères
- Prédiction de contacts

Peu de travaux concernant les protéines

- Enormément de travaux dans d'autres domaines
 - Reconnaissance d'image
 - Traduction de langages naturels
 - Prédiction de sentiments
 - Traitement de données bio-médicales
 - Représentation distribuée de mots
 - Etude de génome
- Prédiction de structures secondaires
- Classification de protéines selon différents critères
- Prédiction de contacts

Peu de travaux concernant les protéines

- Enormément de travaux dans d'autres domaines
 - Reconnaissance d'image
 - Traduction de langages naturels
 - Prédiction de sentiments
 - Traitement de données bio-médicales
 - Représentation distribuée de mots
 - Etude de génome
- Prédiction de structures secondaires
- Classification de protéines selon différents critères
- Prédiction de contacts

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

- Travaux usuels : représentation par pseudo-vecteur de fréquence
- Etude sur les séquences peptidiques
- Insuffisance d'une indexation
- Structure tertiaire forme tridimensionnelle

Traiter les protéines à partir de la structure primaire

- Travaux usuels : représentation par pseudo-vecteur de fréquence
- Etude sur les séquences peptidiques
- Insuffisance d'une indexation
- Structure tertiaire forme tridimensionnelle

Traiter les protéines à partir de la structure primaire

- Travaux usuels : représentation par pseudo-vecteur de fréquence
- Etude sur les séquences peptidiques
- Insuffisance d'une indexation
- Structure tertiaire forme tridimensionnelle

Traiter les protéines à partir de la structure primaire

- Travaux usuels : représentation par pseudo-vecteur de fréquence
- Etude sur les séquences peptidiques
- Insuffisance d'une indexation
- Structure tertiaire forme tridimensionnelle

Traiter les protéines à partir de la structure primaire

- Travaux usuels : représentation par pseudo-vecteur de fréquence
- Etude sur les séquences peptidiques
- Insuffisance d'une indexation
- 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

Autoencodeurs

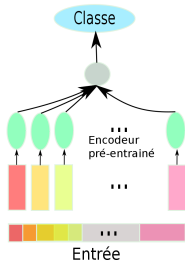


FIGURE – Carte de corrélation entre représentation latente et propriétés connues

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

Autoencodeurs

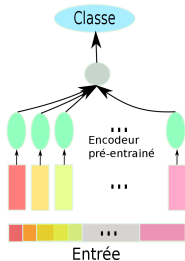


FIGURE – Carte de corrélation entre représentation latente et propriétés connues

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

Autoencodeurs

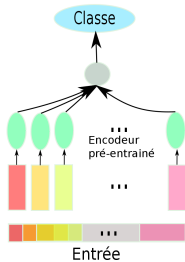


FIGURE – Carte de corrélation entre représentation latente et propriétés connues

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

Autoencodeurs

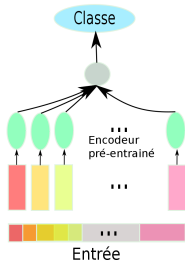


FIGURE – Carte de corrélation entre représentation latente et propriétés connues

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

Classificateur de classe structurales

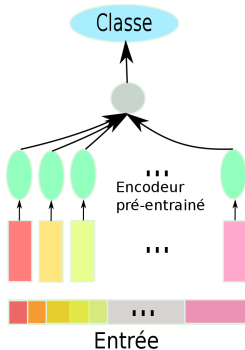


FIGURE – Classificateur structural

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

Classificateur de classe structurales

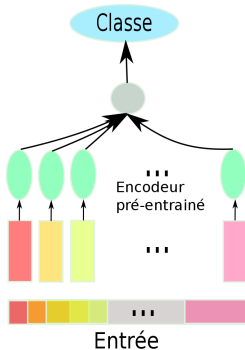


FIGURE – Classificateur structural

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

Classificateur de classe structurales

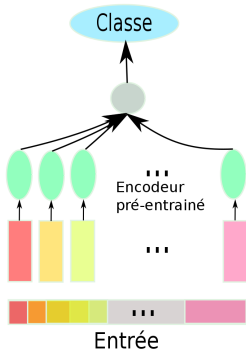


FIGURE – Classificateur structural

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

Classificateur de classe structurales

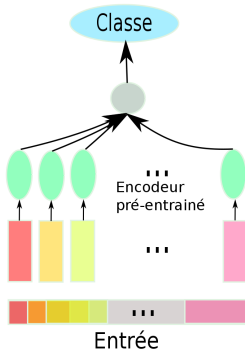


FIGURE – Classificateur structural

- Tâche : classer 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

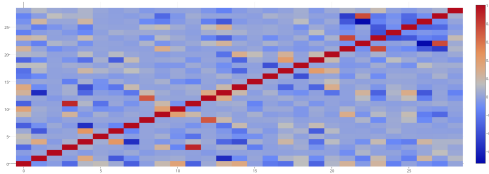


FIGURE – Carte de corrélation entre représentation latente et propriétés connues

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

Les représentation latentes présentent des corrélations remarquables

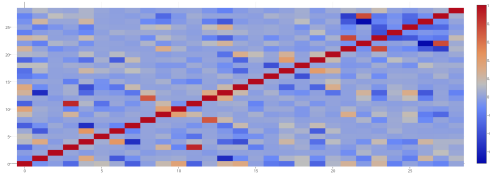


FIGURE – Carte de corrélation entre représentation latente et propriétés connues

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

Les représentation latentes présentent des corrélations remarquables

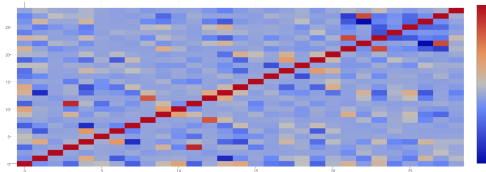


FIGURE – Carte de corrélation entre représentation latente et propriétés connues

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

Les représentation latentes présentent des corrélations remarquables

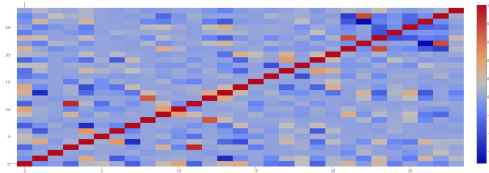


FIGURE – Carte de corrélation entre représentation latente et propriétés connues

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

Les représentations latentes sont exploitables par un classificateur structural

- Comparaison favorable au même classificateur non pré-entraîné :
 - Atteinte plus rapide du 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
- Hyper-paramètres peu étudiés
- Hiérarchiser les caractéristique 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
- Hyper-paramètres peu étudiés
- Hiérarchiser les caractéristique 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
- Hyper-paramètres peu étudiés
- Hiérarchiser les caractéristique 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
- Hyper-paramètres peu étudiés
- Hiérarchiser les caractéristique 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
- Hyper-paramètres peu étudiés
- Hiérarchiser les caractéristique 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 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.

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.