|  |  |
| --- | --- |
| |  | | --- | |  | |

**Devoir #2 : Les réseaux de Hopfield**

Session : Eté 2015

*Réseaux de neurones*

*Département d’informatique et de mathématiques*

*Présenté à : Professeur: H.Ezzaidi*

*Travail de : AMAMOU Houssem*

Code permanent : AMAH10029004

## MÉMORISATION DE FORMES SIMPLES

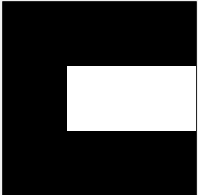
1. En injectant la matrice et , nous obtenons la même forme en sortie.
2. En injectant la matrice dans le réseau, nous nous attendons a avoir comme résultat la matrice la plus proche de . Par le terme plus proche, nous signifions celle qui necessite le moins d’actions à effectuer pour retrouver soit ou . Pour retrouver à partir de , on doit effectuer 4 actions or pour retrouver , nous devons seulement effectuer 2 actions. D’où le résultat attendu est . Cela est confirmer la réseau.

En réinjectant , nous obtenons bien comme résultat . Cela confirme que le réseau a bien mémorisé cette forme.

L’avantage de l’utilisation de l’apprentissage incrémental est qu’il permet d’ajouter ou de soustraire des formes sans modifier l’état des formes déjà apprises et sans avoir a refaire l’apprentissage de ces formes. Cela permet de garder une flexibilité du réseau qui ne reste pas figé apres la phase d’entrainement comme peuvent l’être le perceptron par exemple

En injectant la forme dans le réseau et en réalisant queslques essais, on remarque que le résulata differe d’un essai à l’autre. Cela est du au fait que se trouve entre les forme et car pour aller de vers ou il suffit d’effecuter une seule action. Pour cette raison le réseau a une chance sur de retourner le résultat ou .

1. Y devrait converger vers la matrice qui lui est la plus proche. C’est-à-dire celle qui necessite le moins d’actions à effectuer pour y arriver. Pour aller de vers , on doit effectuer 6 actions. Pour vers on doit effectuer 6 actions et pour vers on doit faire 8 actions. Donc le résultat doit être ou selon ces hypotheses et cela est confirmé par les distances de Hamming comme suit :
2. En injectant dans le réseau on obtient comme résultat une forme inconnue. En comparant avec les formes mémorisées, on remarque que le résultat est l’inverse de la matrice

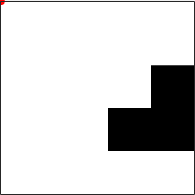
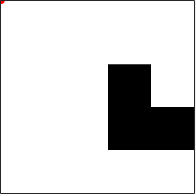


Forme générée par le réseau en injectant Y

1. Le réseau a convergé vers l’inverse de la fome apprise . Pendant l’apprentissage le réseau de Hopfield mémorise une forme et son complément. En mémorisant il a aussi mémorisé son complémént.

Ls deux matrices sont identitques. D’où le fait qu’en apprenant une forme le réseau apprend aussi son complément.

1. Soit l’energie repectivement de . L’energie differe d’une forme à l’autre. En effectuant les calculs, on remarque que l’energie d’une forme est égale à l’energie de son complémént.
2. Le résultat de l’execution de la commande qui permet de lancer le mode synchrone est la variation infinie entre ces deux formes.



Résultats de l’execution de

Comme le réseau synchronise plusieurs neurones en même temps. Dans notre cas à chaque itération le réseau modifie deux cases et comme la forme X se trouve au milieu de la forme V2 et V3. Le réseau n’arrive pas à determiner vers quelle forme pencher car en modifiant à chaque ittération deux cases dans l’ittération qui suit il fait aussi la même chose et penche vers l’autre forme. Ce mode permet de distinguer les cas où le réseau peut avoir plusieurs réponses pour une forme et sa pertiance se distingue dans ce particulier.

# États parasites

La matrice de poids est calculée et les valeurs sont stockées dans la matrice. D’après la figure de la matrice le réseau devrait converger vers le caractère

1. Le réseau a convergé vers un état inconnu qui est lui-même la forme de la matrice . C’est un état stable parasite

Voici un tableau récapitulatif des essais/erreurs effectués avec cette nouvelle matrice de poids en variant le paramètre et en ayant comme entré la forme.

|  |  |
| --- | --- |
|  | Résultat du réseau |
| 0.7 | Nouvel état parasite |
| 0.6 | Nouvel état parasite |
| 0.5 | Converge vers l’état stable |
| 0.4 | Noisy reste un état stable et le réseau converge vers lui |

Tableau des essais réalisés en fonction de

La valeur optimal de est 0.5. Nous avons vérifié les états qui restent stable pour cette valeur

|  |  |
| --- | --- |
| C:\Users\Laimi\Desktop\NN\F1432732732_laboreseaucompetitifs\0.2.PNG  Réponse du réseau avec =0.4 | C:\Users\Laimi\Desktop\NN\F1432732732_laboreseaucompetitifs\0.5.PNG  Réponse du réseau avec =0.5 |
| C:\Users\Laimi\Desktop\NN\F1432732732_laboreseaucompetitifs\0.7.PNG  Réponse du réseau avec =0.6 | C:\Users\Laimi\Desktop\NN\F1432732732_laboreseaucompetitifs\0.7.PNG  Réponse du réseau avec =0.7 |

## Capacité et résistance au bruit

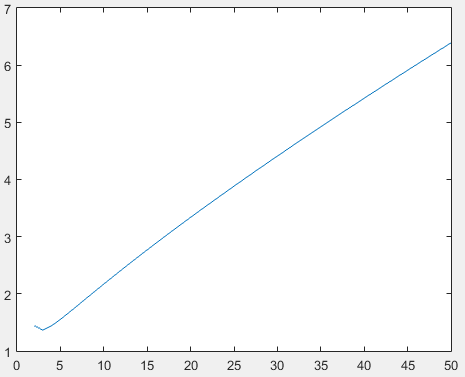
1. Pour obtenir la forme et non son complément la valeur maximale de après plusieurs essai/erreur est 0.5.
2. Après avoir appris aux réseaux la forme, nous avons réalisé plusieurs essais et nous avons déterminé pour un réseau avec 2 formes apprises.

Après l’apprentissage de,.

Après l’apprentissage de,.

Nous remarquons qu’à chaque fois qu’on ajoute une forme au réseau, sa tolérance au bruit diminue.

La récupération correcte d’un signal bruité dépend du nombre de formes apprises par le réseau donc du nombre de neurones de ce réseau. D’après l’équation 6.c la capacité du réseau n’est pas une fonction linéaire du nombre de neurones c’est-à-dire que pour augmenter la capacité, il faut augmenter le nombre de neurones d’une façon plus importante et cela est en adéquation avec nos résultats. Nous présentons ci-dessous la courbe de la capacité en fonction du nombre de neurones.



En abscisse, nous avons le nombre de neurones et en ordonnée la capacité limite du réseau à apprendre des formes. Nous remarquons que pour apprendre de nouvelles formes le réseau a besoin de beaucoup plus de neurones. Par exemple pour six formes à apprendre le réseau a besoin de plus 45 neurones.

## Reconnaissance de caractères manuscrits

1. Nous avons fait le choix de l’exemple 5.
2. Oui, ce résultat est prévisible car le réseau ne connait qu’une seule forme donc quelques soit la forme injectée, il va toujours converger vers celle-ci même pour des échantillons d’une autre classe.
3. Nous avons obtenu comme résultat 80% de reconnaissance pour la classe 0 et 100% de reconnaissance pour la classe 1. Le taux de succès moyen est égal à 90.0 %
4. Dans notre test l’exemple 3 de la classe 0 a été mal classé. En calculant la distance Hamming de l’exemple 3 par rapport à proto0 qui est égale à 31 et la distance entre l’exemple 3 et proto1 qui est égale à 32, nous retrouvons que la classification est conforme à ce résultat car l’exemple 3 de la classe 0 est plus proche de proto1 que proto0.
5. En ajoutant proto2 le taux de succès tombe à 16.7 %. D’où la faillite de cette méthode de sélection.

Oui, l’apparition d’états parasites est conforme à l’expérimentation antérieure car nous avons atteint un nombre impair de formes apprises différents de 1. Les parasites commencent à apparaitre à partir de 3 états mémorisés

1. Pour améliorer nos résultats, nous avons choisis l’échantillon 3 de la classe 2, nous avons obtenus un taux égal à 43.3%. et pour l’échantillon 5 nous avons obtenus 46.7% comme taux de succès.
2. En veillant à conserver un bon rapport entre minimiser et maximiser, nous avons choisis l’échantillon 9 pour la classe 0. Après plusieurs essais, nous avons observé qu’il était préférable de minimiser le rapport pour le choix des meilleurs échantillons et par ce fait nous avons choisis l’échantillon 6 pour la classe 1 et l’échantillon 2 pour la classe 2 et nous avons obtenus un taux de succès égale 68.2%.

L’avantage de l’utilisation de cette méthode est de pouvoir permettre d’améliorer le choix des échantillons représentatifs pour chaque classes cela peut permettre de garantir une meilleure classification. Cependant cette méthode n’est pas optimale car son utilisation est un dépend du problème traité et du choix de la fonction à minimiser pour le choix des échantillons. Il faut faire beaucoup d’essai/erreur pour arriver un meilleur résultat et le problème se complexifie en ajoutant des formes à apprendre. Il y a aussi le fait que pour ajouter une nouvelle forme qui n’était prise en compte dans les calculs. Tous les calculs et le choix des échantillons doit être refait.

1. Après plusieurs essais, l’élimination de l’état parasite a certes permis d’améliorer le taux de reconnaissance en passant à 68.8% pour une valeur de k égale à 0.47. mais cela reste une amélioration assez mineure d’autant plus que si on s’éloigne de cette valeur de k le taux de reconnaissance diminue. Nous pensons que ce n’est pas très pertinent de chercher à éliminer les états parasites en utilisant cette méthode.

## Conclusion

Les réseaux de Hopfield dans la pratique ne permettent pas d’avoir des résultats aussi pertinent que ceux du perceptron du moins si on suit notre exemple de reconnaissance des chiffres manuscrits.

Comme nous l’avons vu les faiblesses de ce réseau résident dans le fait que les états parasite sont difficilement contrôlables et pour atténuer leurs effets la seule méthode efficace est par essai/erreur, une autre faiblesse de ce réseau est qu’il nécessite beaucoup de neurones pour l’apprentissage de formes et cela peut entrainer de longs temps de calculs.

Cependant cela reste une démarche assez originale et élégante pour résoudre les problèmes liés à la classification. Nous pensons que cette méthode n’est encore qu’à ces débuts et qu’elle pourra par la suite être amélioré pour avoir de meilleur résultats.