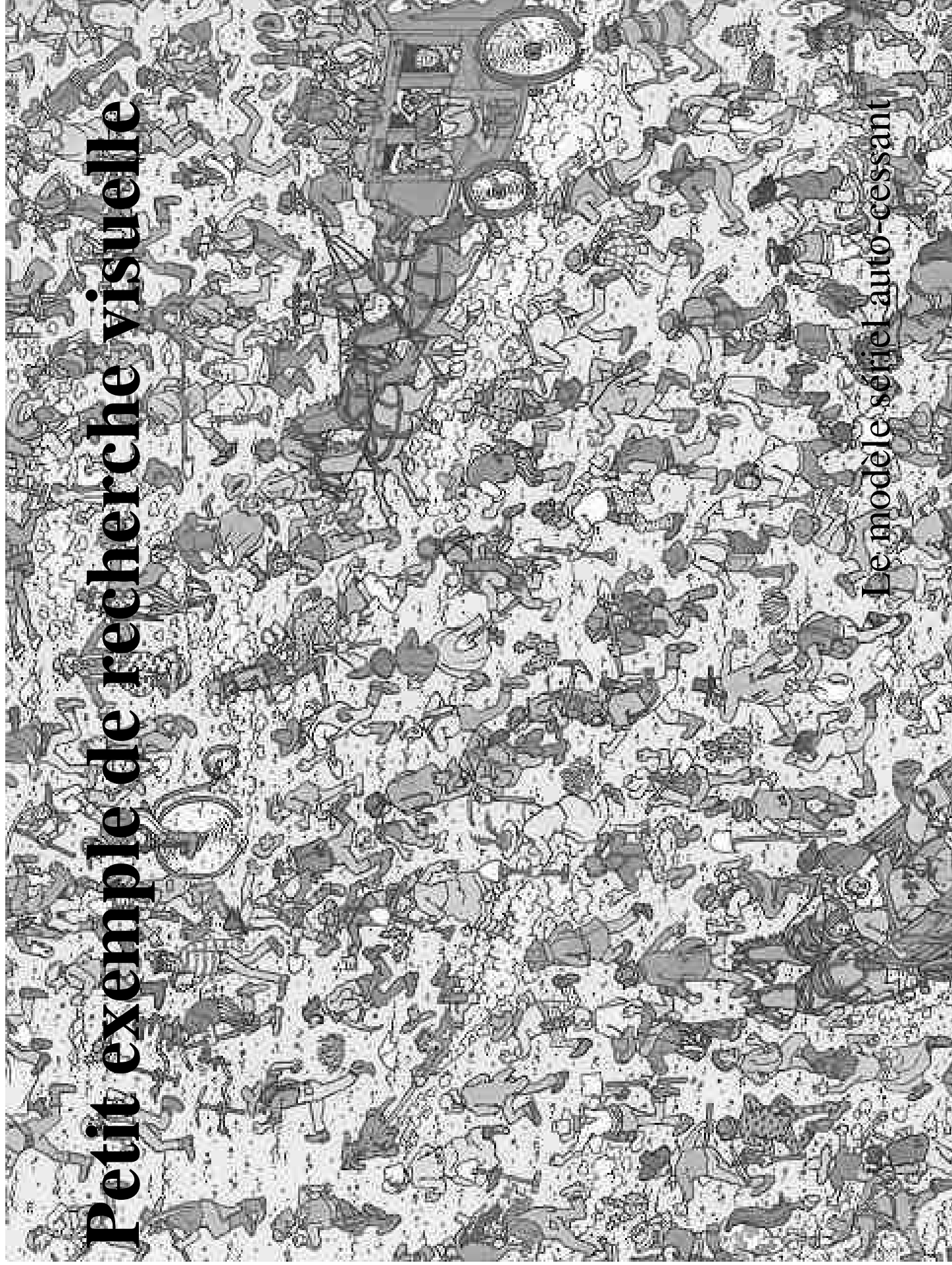


L'automatisation de la tâche de recherche visuelle et mnésique: Une révision



Denis Cousineau

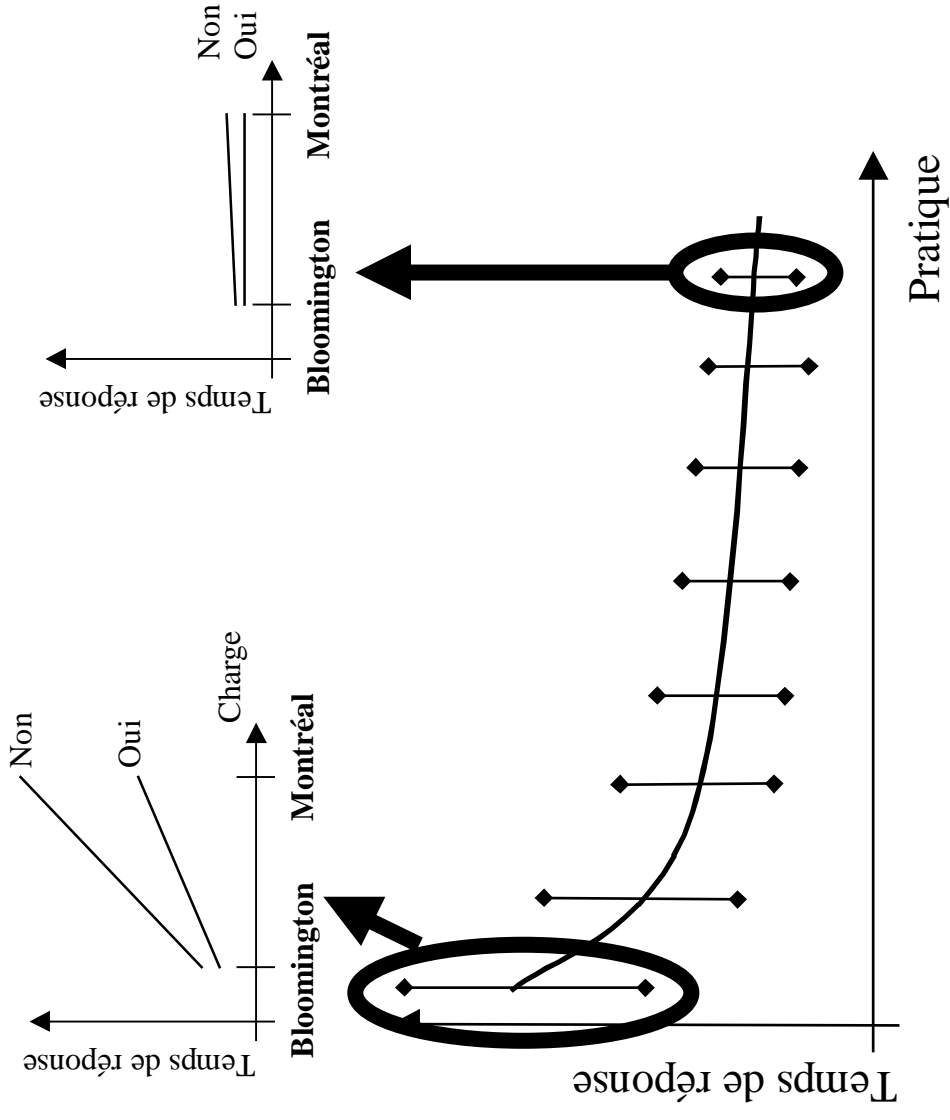
Petit exemple de recherche visuelle



Le modèle sériel auto-cessant

L'automatisation

Ex: conduite automobile



Modèle Normal 1:

✂ Conditions pour automatiser:

- Pratique avec la tâche
- consistance du lien entre le stimulus et la réponse

✂ Phénomène

Si les stimuli sont consistants:

- Effet de pratique sur les moyennes et les écarts types
- Disparition des effets de charges

Si les stimuli sont inconsistants:

- Peu d'effet de pratique
- Persistance des effets de charges et interactions avec la réponse

Modèle Normal 1 (suite):

- ✂ Explication: Deux processus:
 - processus contrôlé: Comparaison sérielle auto-cessante
 - Facultatif, attentionnel, lent
 - processus automatisé:
 - Ballistique, pré-attentionnel, rapide
- ✂ Si novice ou inconsistance \Rightarrow processus contrôlé
- ✂ Si entraîné ET consistance \Rightarrow processus automatisé

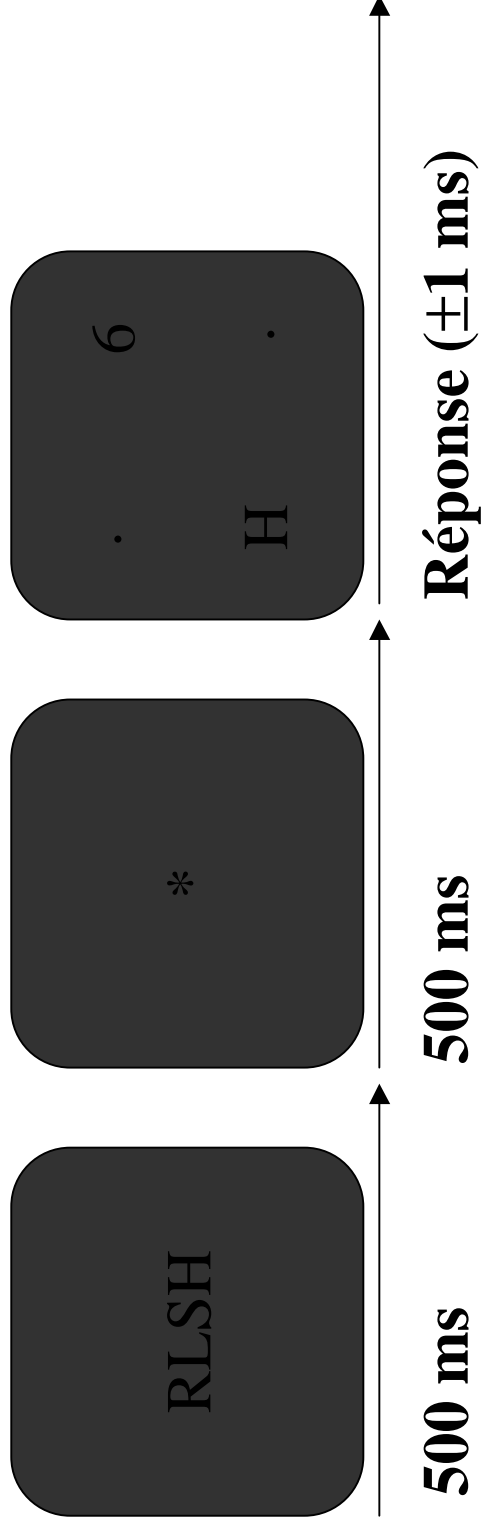
But

- ✧ La consistance est-elle une contrainte sur ce qui peut s'automatiser?
 - Est-on limité au schéma $S \rightarrow R$?
- ✧ Existe-t-il une autre explication pour l'amélioration des performances?

Tâche utilisée

Recherche visuelle et mnésique

• But: Décider si un stimulus (cible) est présent sur un affichage test.



• Charges: taille de l'ensemble mémoire (1, 2, 4)
taille de l'affichage test (1, 2, 4)

(demo)

Assigination

HÉTÉROGÈNE

- | | <u>Cibles</u> | <u>Leurres</u> |
|----------------------------|-------------------|----------------|
| ✂ Consistent Mapping (CM) | {L,H,R,S} vs | {2,3,6,7} |
| ✂ Varied Mapping (VM) | {L,H,R,S,2,3,6,7} | |
| ✂ Categorical Varied (CVM) | {L,H,R,S} vs | {2,3,6,7} |
| | {2,3,6,7} vs | {L,H,R,S} |

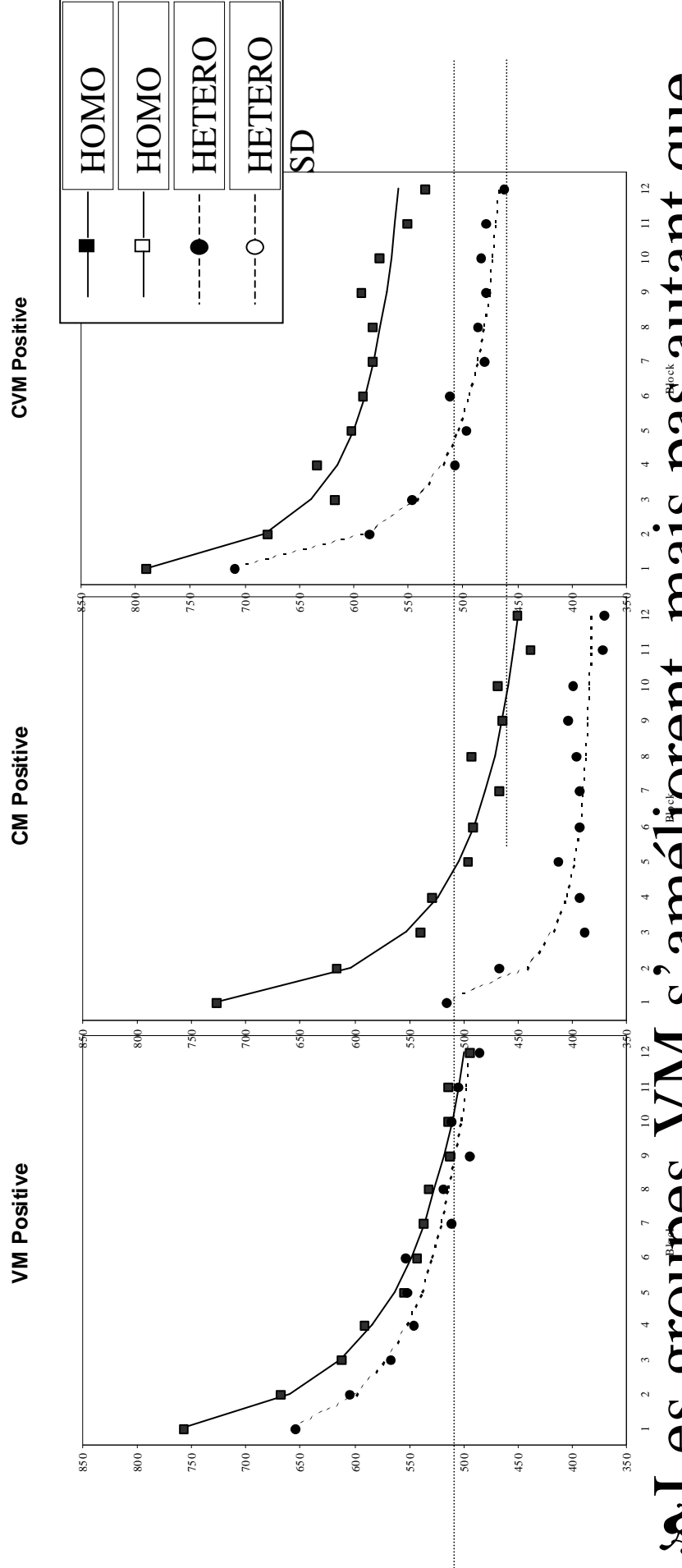
ou

HOMOGENÈNE

- | | <u>Cibles</u> | <u>Leurres</u> |
|-------|-------------------|----------------|
| ✂ CM | {L,H,R,S} vs | {Z,B,G,F} |
| ✂ VM | {L,H,R,S,Z,B,G,F} | |
| ✂ CVM | {L,H,R,S} vs | {Z,B,G,F} |
| | {Z,B,G,F} vs | {L,H,R,S} |

ou

Résultats: Courbe d'apprentissage



Les groupes VM s'améliorent, mais pas autant que les groupes CM

Théorie de l'attraction de l'attention

(Shiffrin et Schneider, 1977, Dumais, 1979)

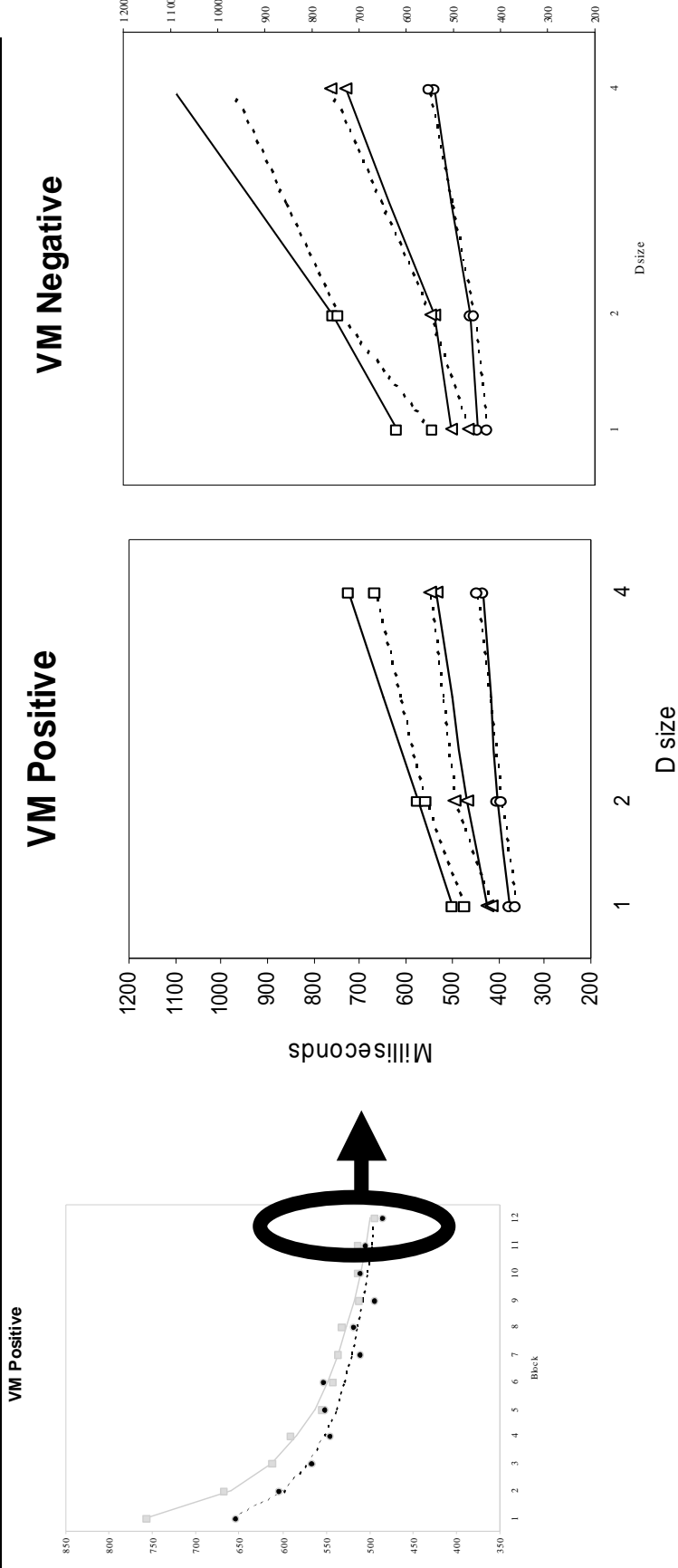
Les cibles sont tellement bien apprises qu'elles sautent aux yeux

- Pas d'attention nécessaire
- Pas d'effet des charges

La force de l'attraction de l'attention croît avec la pratique si et seulement si les cibles sont consistantes.

⇒ «Charlie devient fluorescent»

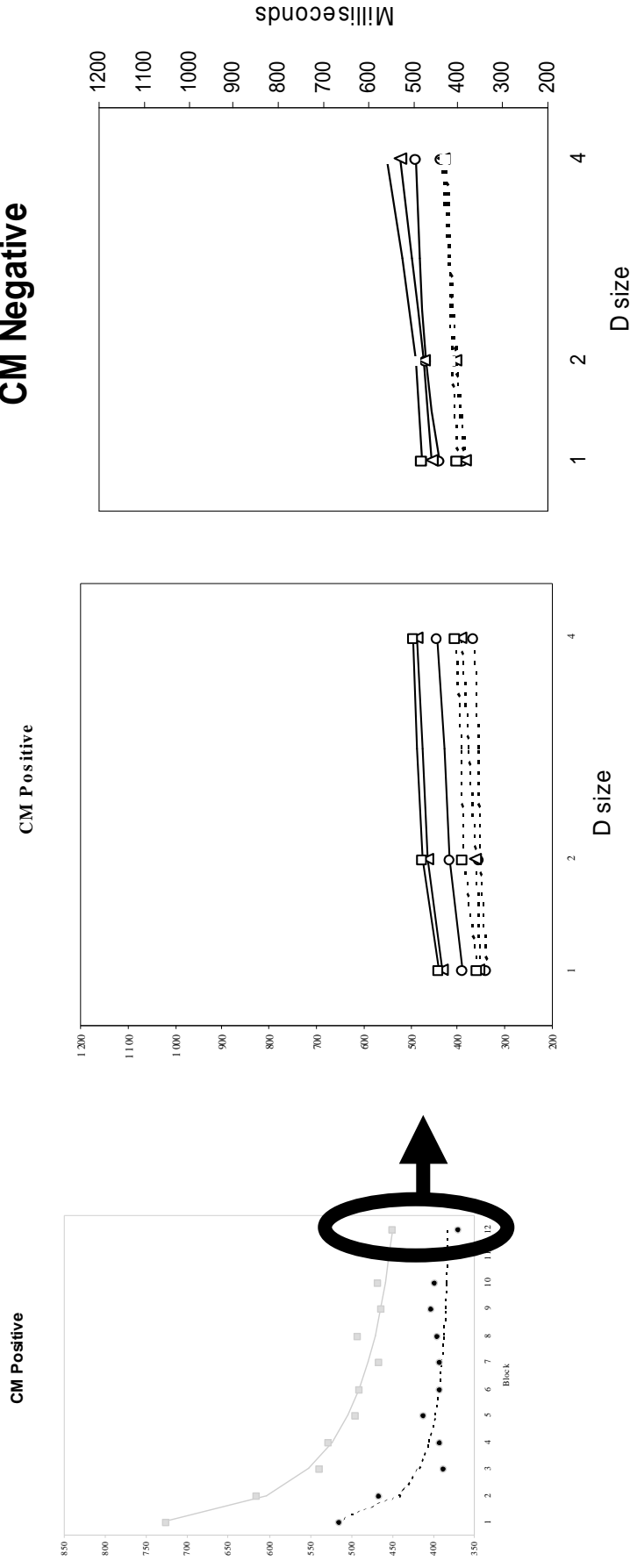
Résultats: Effets de charge VM



↳ Effet de la charge très important

↳ Interaction avec l'effet de la réponse

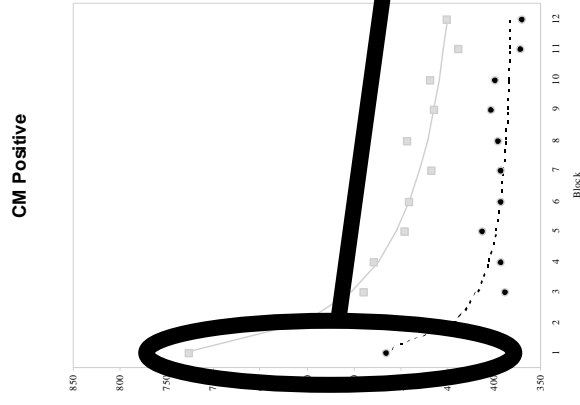
Résultats: Effets de charge CM



↳ Effet de la charge minimales

↳ Pas d'interaction avec l'effet de la réponse

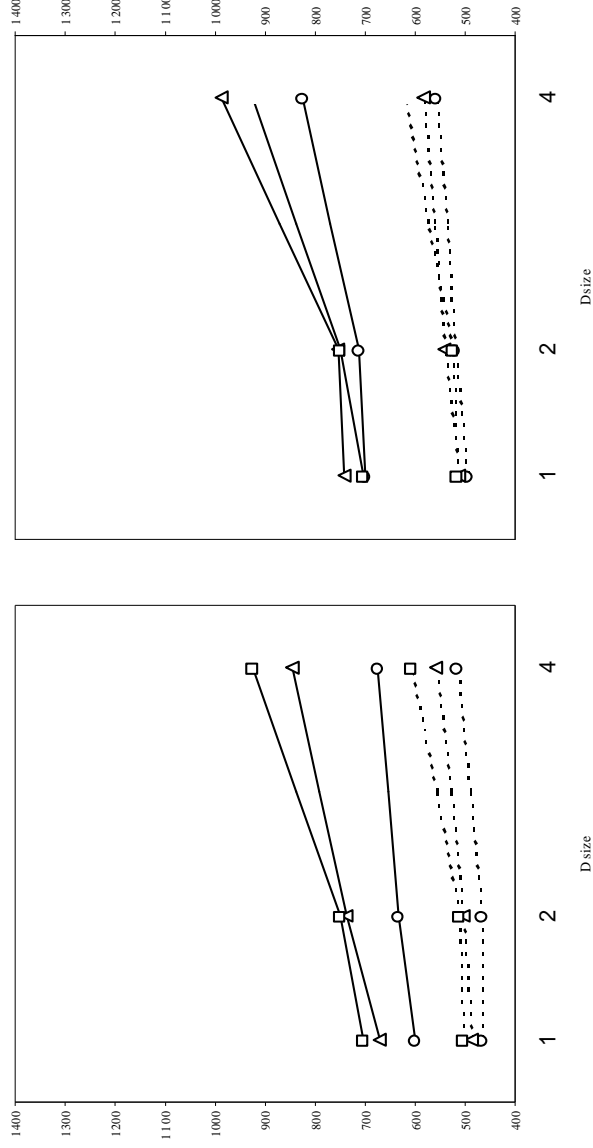
Résultats: Effets de charge CM bloc 1



CM Positive

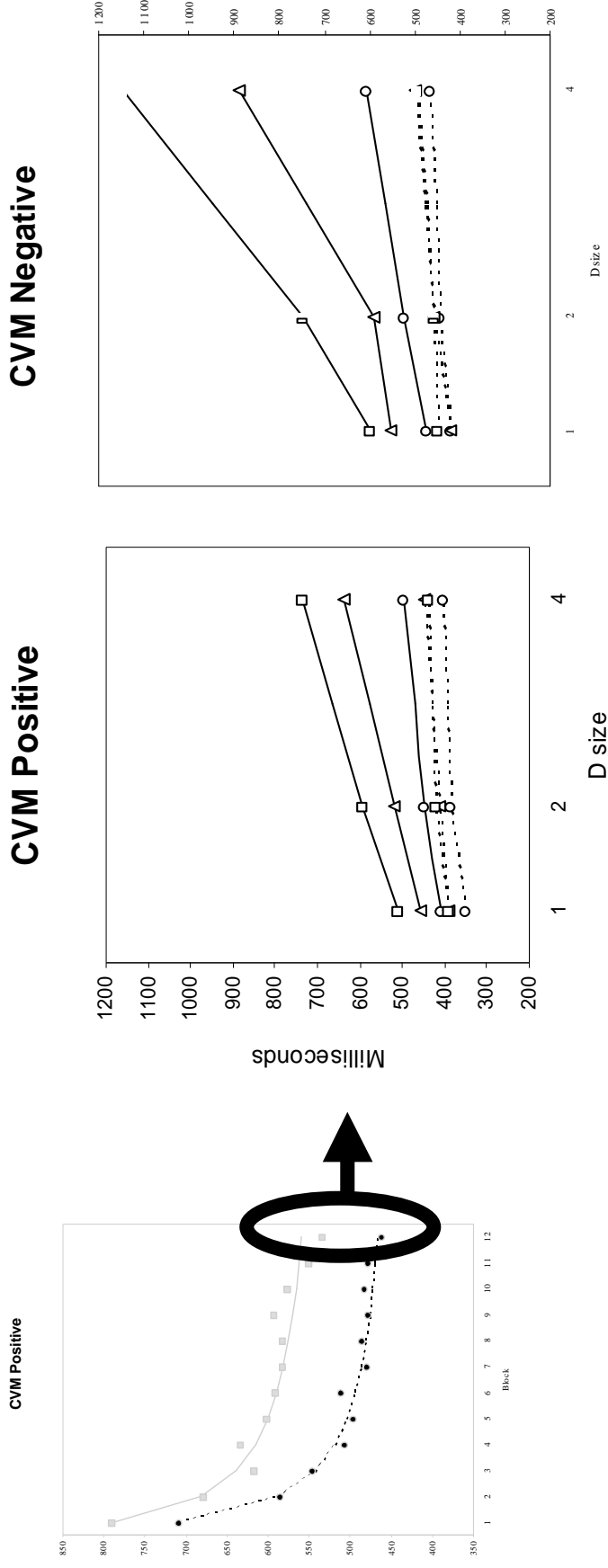
CM Positive

CM Negative



⚡ Pas d'effet pour le groupe Hétérogène dès le début de l'apprentissage

Résultats: Effet de charge CVM



Il y a une distinction très nette entre Homogène et Hétérogène:

- Pas d'effet de charge pour le groupe Hétérogène;
- effet important pour le groupe Homogène.

Conclusions sur les moyennes

• La consistance n'est pas suffisante pour expliquer le phénomène de l'automatisation:

- Performances automatisées sans consistance (CVM HETERO)
- Par contre, il n'est pas possible d'avoir des performances automatisées s'il n'y a pas de catégories pré-formées dans un environnement sans consistance (CVM HOMO)
- Le rôle de la consistance est de former des catégories (CM HOMO)
- La pratique de la tâche n'est pas toujours nécessaire (CM HETERO au bloc 1).

Théorie des traces mnésiques

(Logan, 1988)

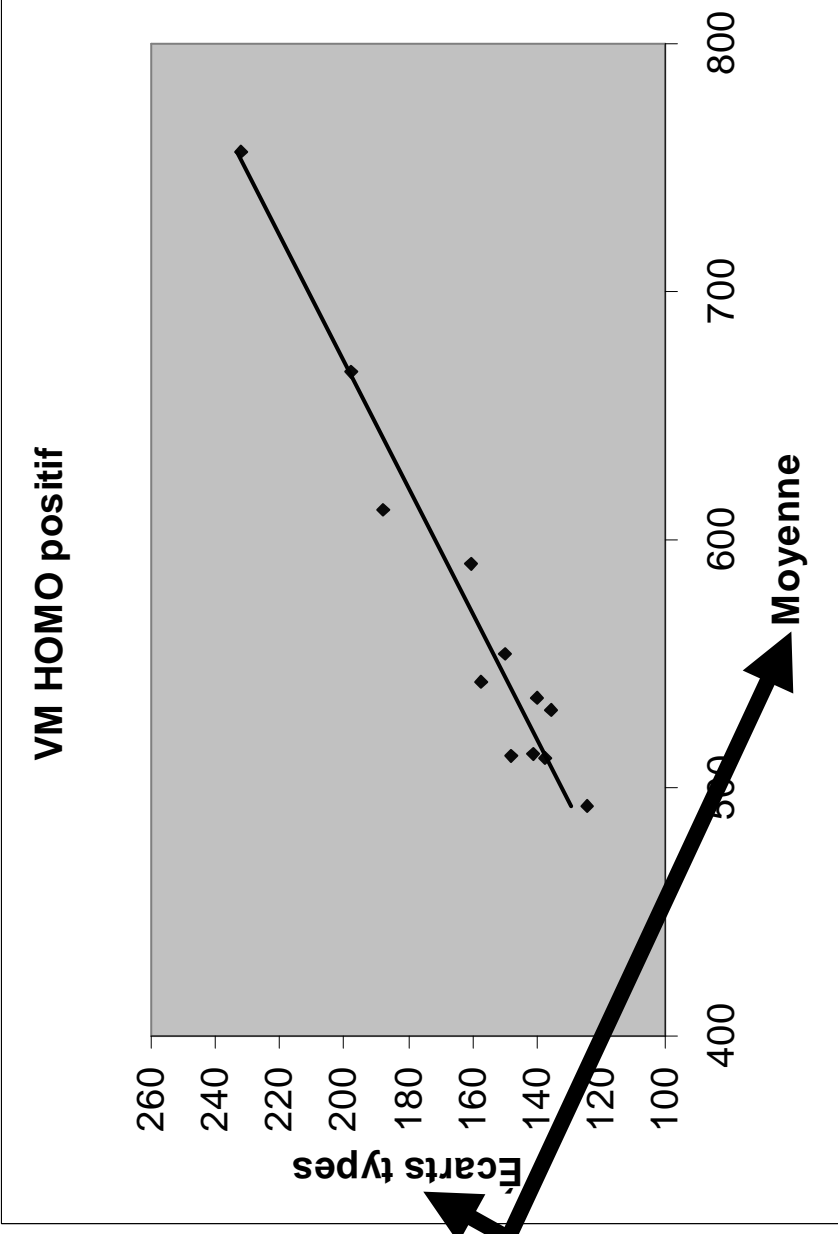
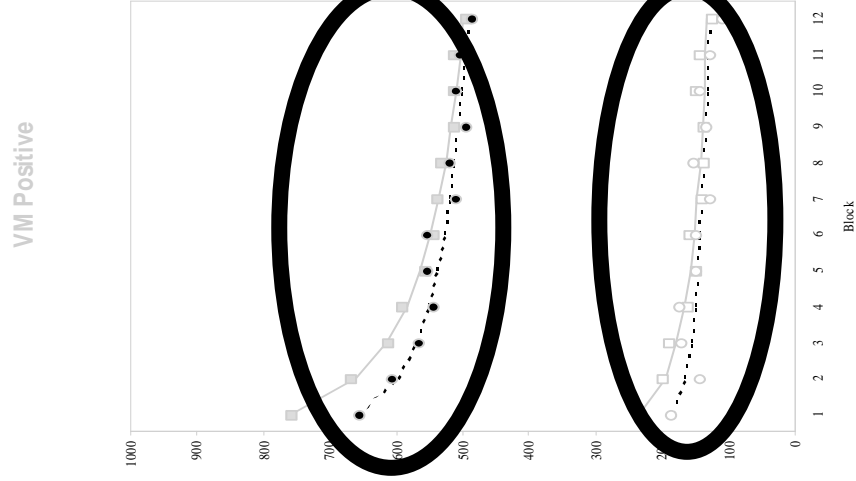
- On mémorise chaque rencontre avec le stimulus ainsi que la réponse émise à cette occasion; on récupère en mémoire la réponse associée à l'affichage test,
- mais! Ces traces mnésiques ne sont utiles que si les associations $S \rightarrow R$ sont consistantes.

Avec la pratique, on emmagasine de plus en plus de traces de ces associations en mémoire;

Récupérer une trace est plus facile s'il y en a beaucoup en mémoire.

\Rightarrow «On se souvient où se trouve Charlie»

Résultats: les écarts types



⌘ Pas de déviation systématique

⌘ Les moyennes ont la même courbure que les écarts types

Conclusions sur les écarts types

- ✂ Les écarts types ont la même courbure que les moyennes correspondantes pour une majorité de sujets.
- ✂ La consistance ne détermine pas le comportement de la variabilité
- ✂ Pas de distinction nette entre CM et VM \rightarrow il n'y a sans doute pas deux processus (contrôlé et automatique)

Petit interlude mathématique

✂ Selon un modèle sériel auto-cessant:

$$\begin{aligned}MN^+ &= E(n)E(C) + t_0 \\ &= \frac{n+1}{2} E(C) + t_0\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}SD^+ &= \sqrt{\text{Var}(C)E(n) + \text{Var}(n)E^2(C)} \\ &\approx \frac{n}{\sqrt{12}} E(C)\end{aligned}$$

$$\Rightarrow \frac{\Delta SD^+}{\Delta MN^+} = \frac{2}{\sqrt{12}} \approx 0.601$$

Dans un processus contrôlé, les écarts types doivent aussi avoir la même courbure que les moyennes \Rightarrow Le «critère de Logan» est donc toujours vrai!

✂ On observe une pente $\approx .60$ dans les conditions VM

Explication alternative: le Cross-sectional/Longitudinal model (CL)

Hypothèses:

- Les unités de base sont les caractéristiques qui compose les lettres, et non la lettre en soi
- Le participant cherche à être efficace: il veut repérer les traits les plus diagnostiques en premier et ignorer les traits inutiles

Résultats attendus

- CM \Rightarrow grande amélioration
- VM \Rightarrow faible amélioration

LRSH

ZCVQ

Simulation par ordinateur du CL

Architecture sérielle auto-cessante

Apprentissage:

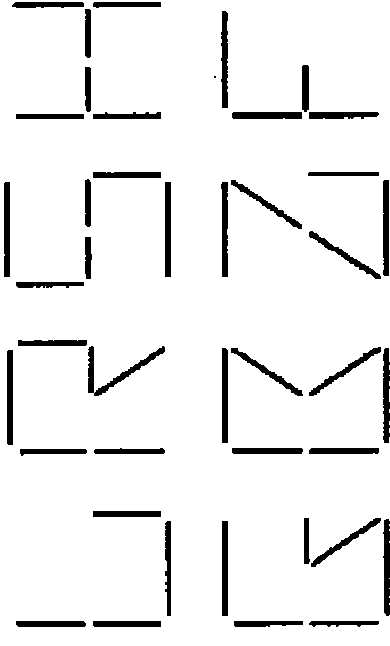
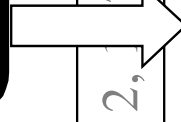
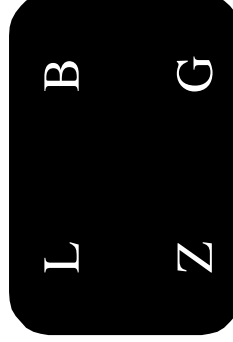
- Ordonne les traits en ordre d'importance
- Élimine les caractéristiques les moins diagnostiques

Charge visuelle



(11, 6, 7), (11, 2), (5, 2, 7)

(11, 2), (11, 1, 9), (2, 1), (2, 1, 7)

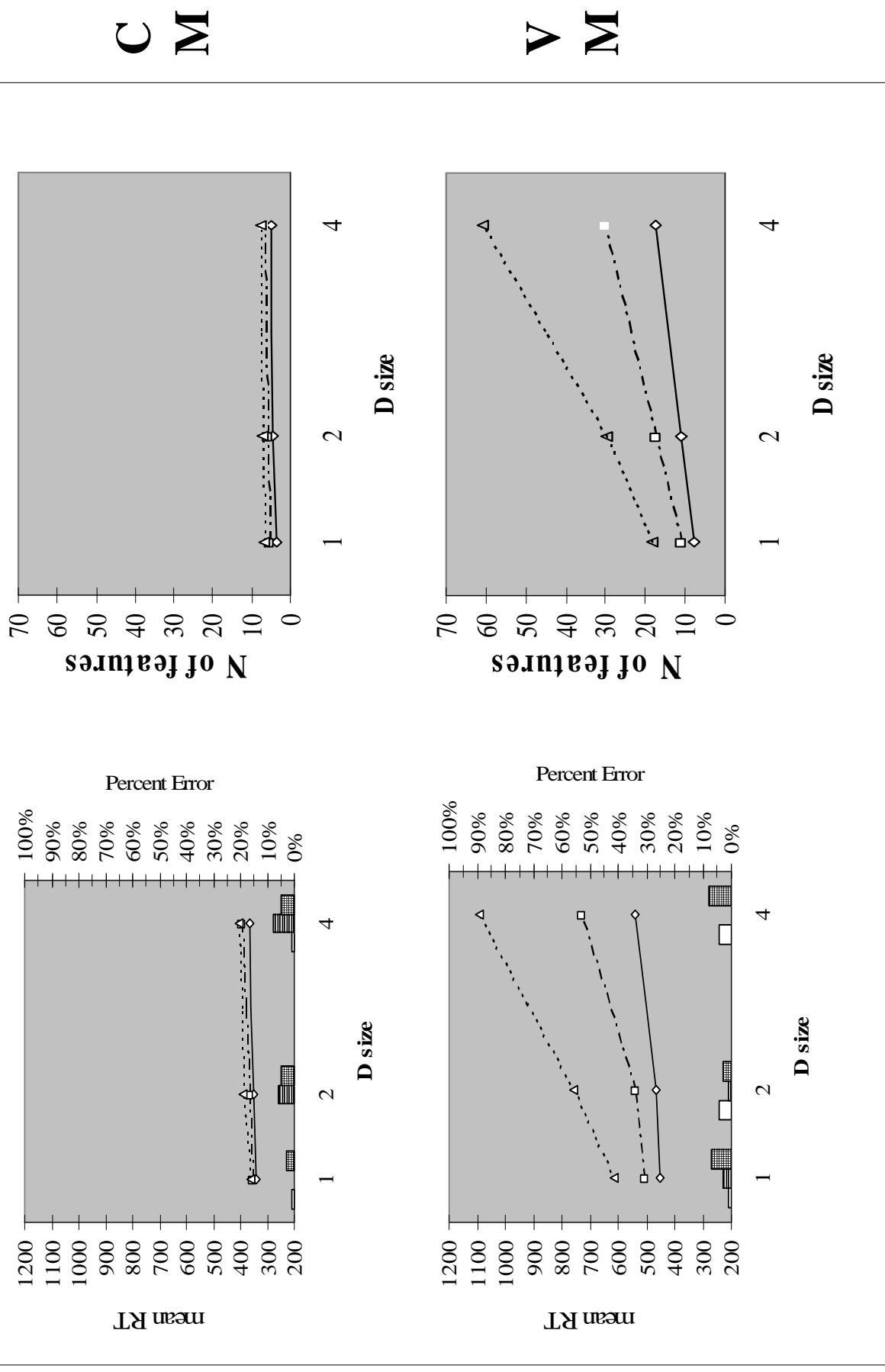


Importance des traits

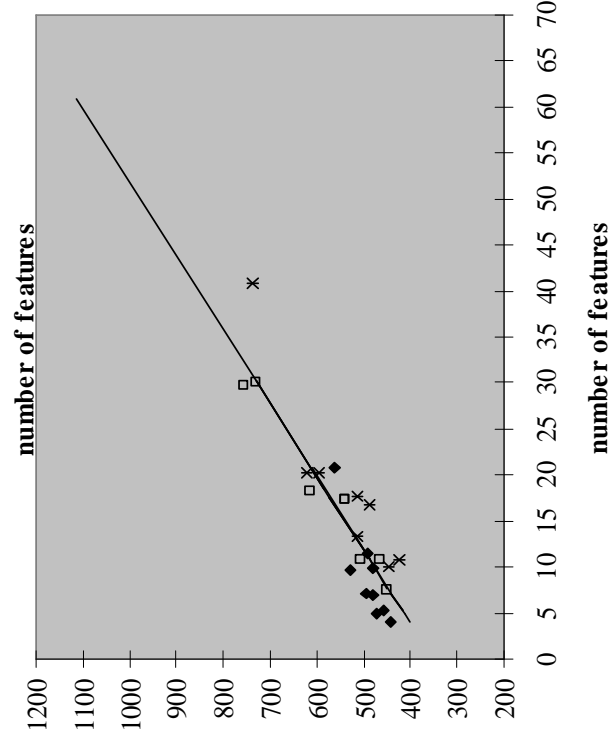
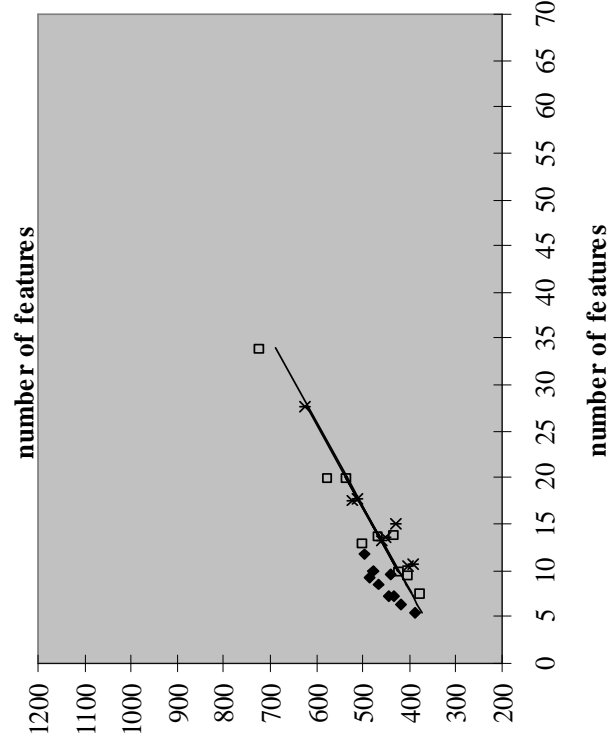
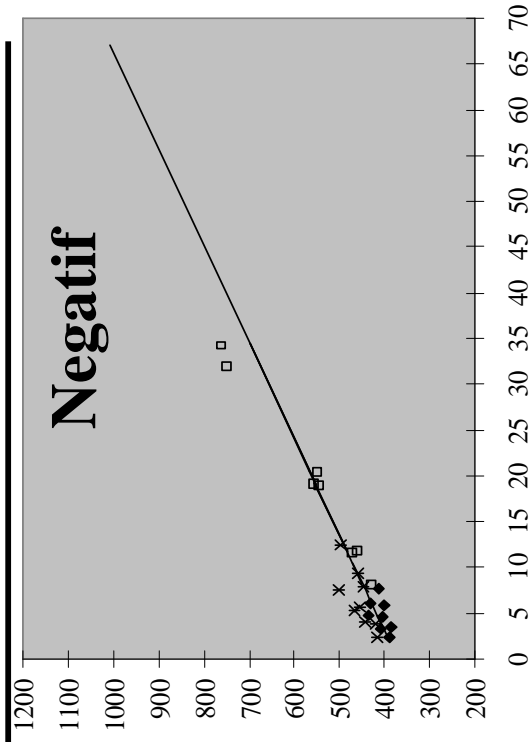
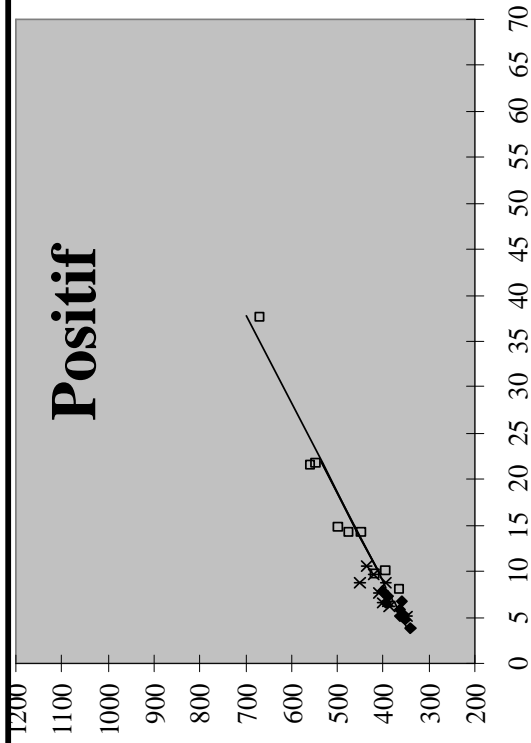
+	diagnosticité	-	Traits inutiles
11,			
5,			
6,			
2,			
1,			
9,			
7,			
3,			
8,			
4,			
10,			
12			



Résultats de la simulation



Résultats de la simulation (suite)



Conclusion sur la simulation

- Rend compte des moyennes dans toutes les conditions
- Explique aussi les écarts types positifs
- Cependant, explique moins bien les écarts types négatifs
- Apprend plus rapidement que les sujets humains.
- La courbe d'apprentissage des moyennes et des écarts types sont proportionnelles
- On observe des effets de catégories dans les résultats

Le modèle CL propose un processus unique, simple, ne nécessitant pas de paramètres libres pour comprendre les effets des catégories et de la similarité

Conclusion générale

✂ La consistance n'est pas nécessaire pour automatiser

échec du schéma $S \rightarrow R$

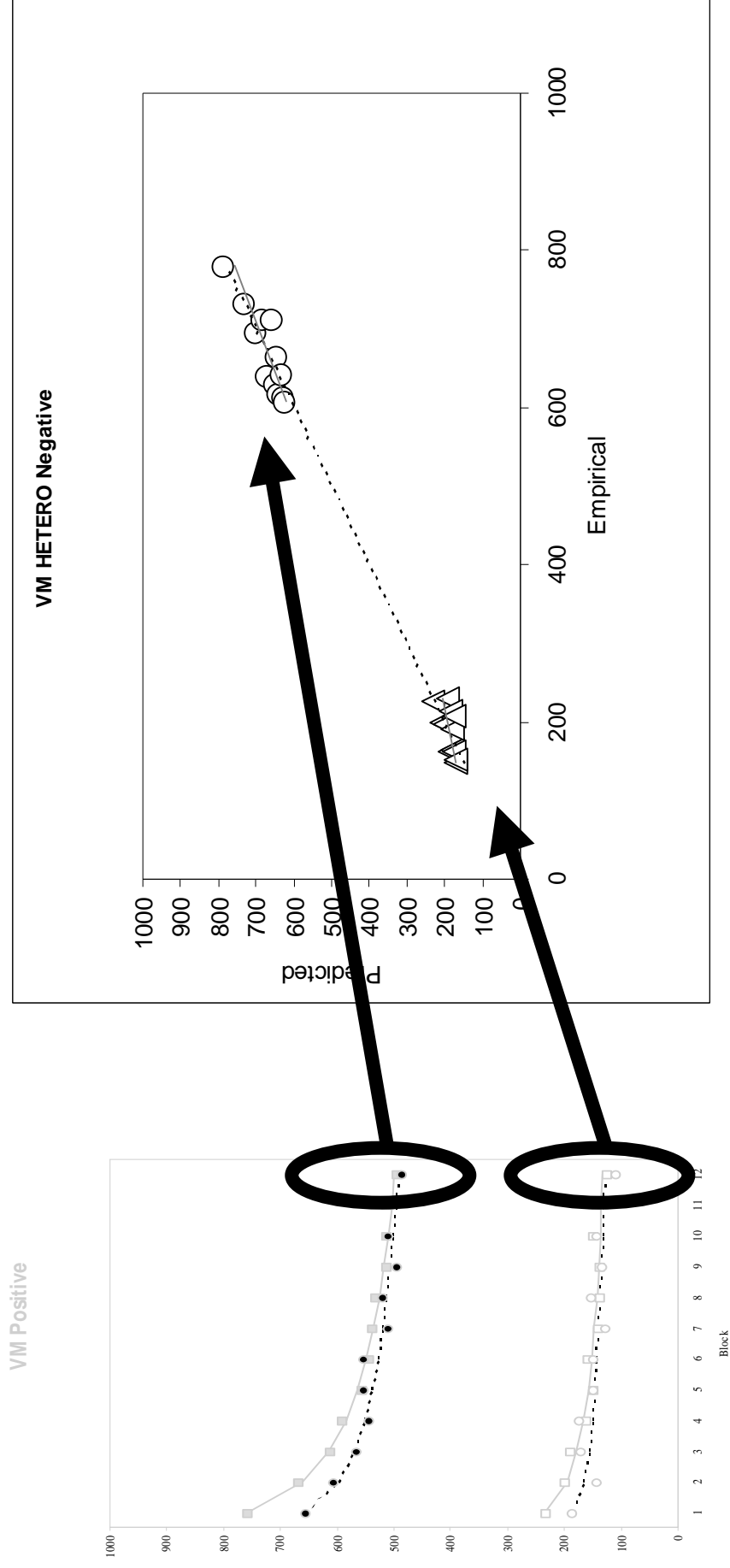
$S \rightarrow T(C) \rightarrow R$ où **T est un transducteur**
qui utilise des catégories

✂ Pas de dichotomie (contrôlé-automatisé) entre les novices et les experts dans une tâche de recherche visuelle et mnésique.

✂ Le CL procure une définition d' «Efficacité»

Merci pour votre attention.

Résultats: les écart types (1/1)

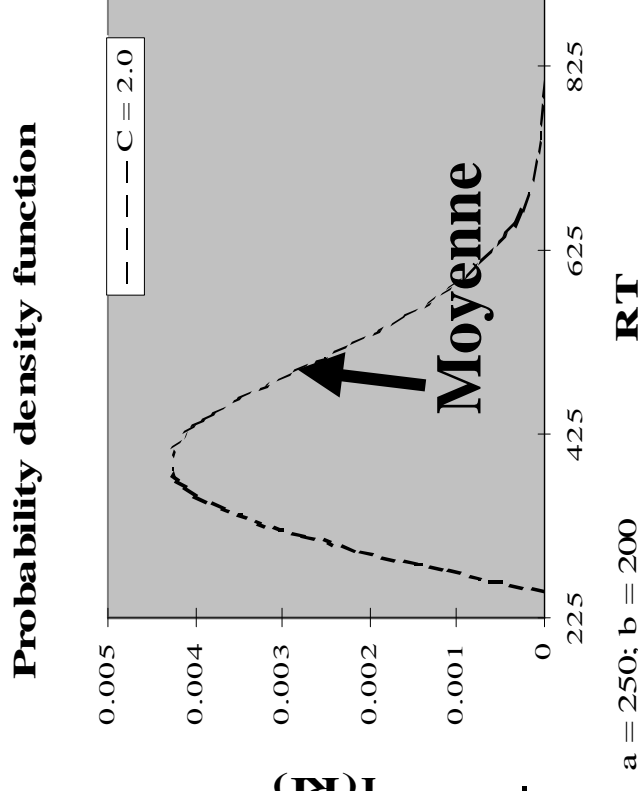


➤ Méthode de comparaison utilisée par Logan.

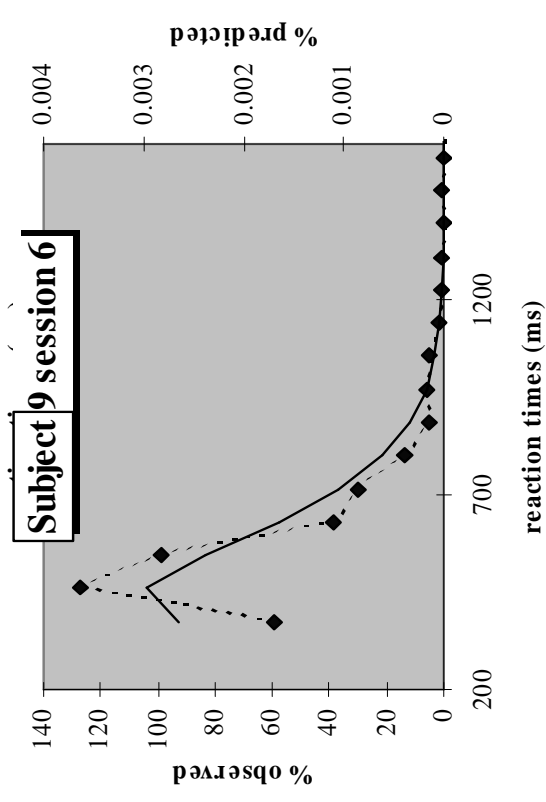
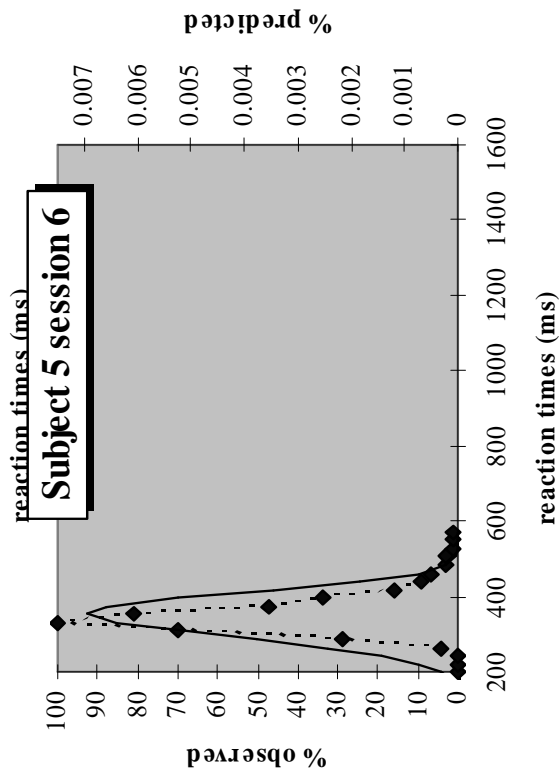
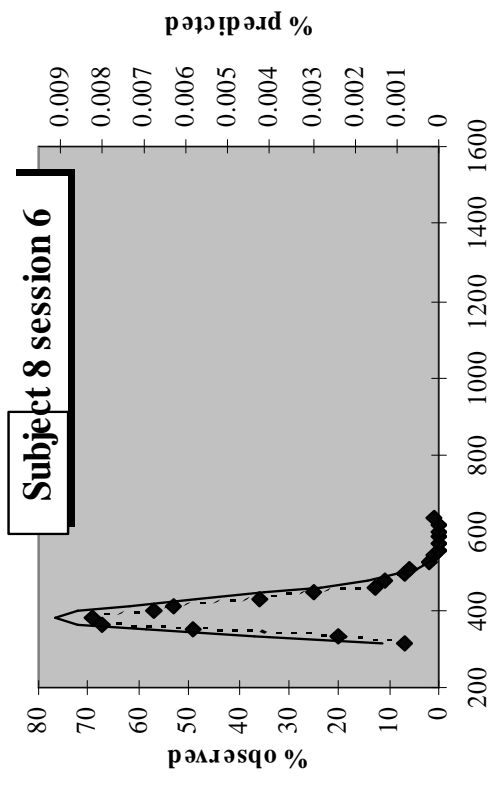
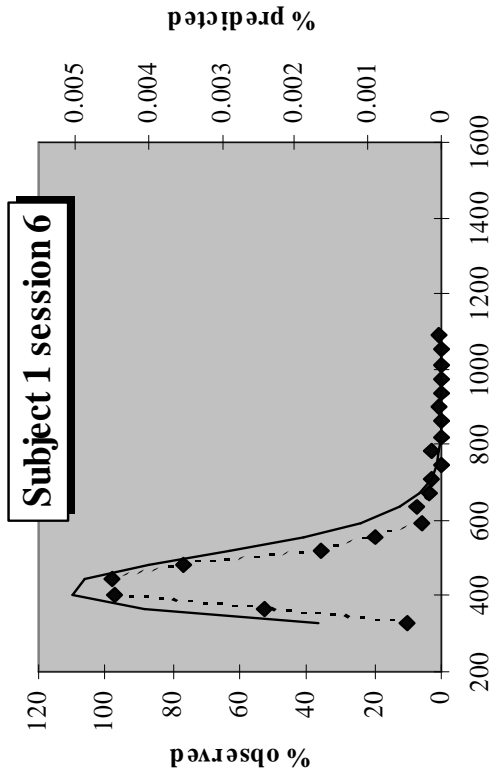
Analyses distributionnelles (1)

Les statistiques usuelles sont inadéquats:

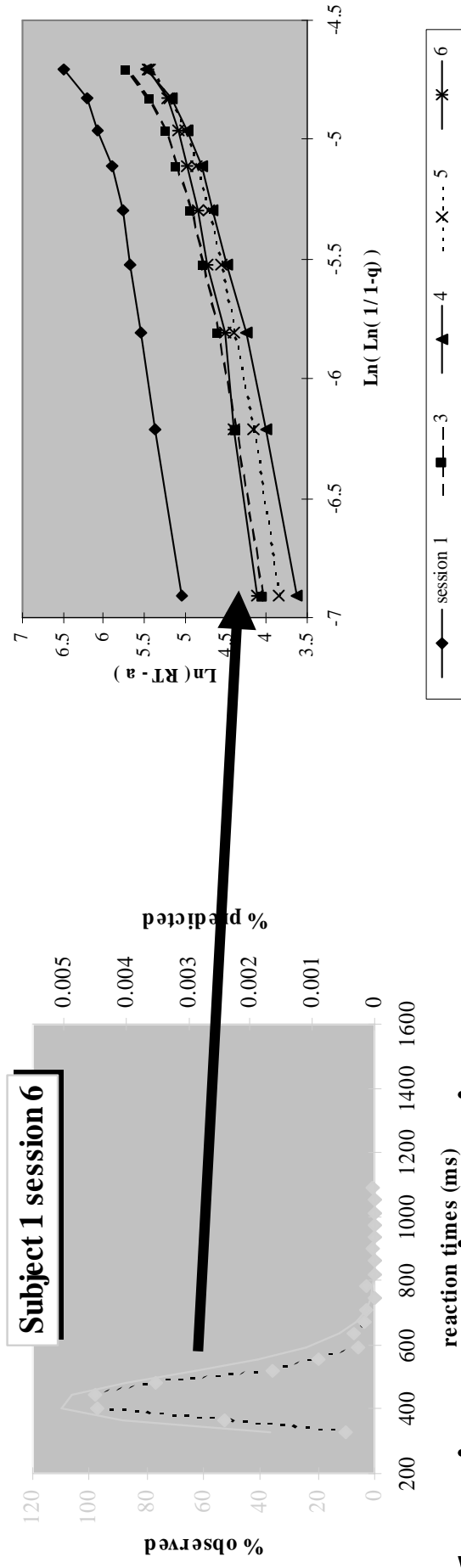
- La moyenne est biaisée par l'asymétrie de la distribution des temps de réponse
- Les écarts types sont très difficiles à analyser (ÉT intra-sujet? Intra-condition? Puis moyennés?)



Analyses distributionnelles (2)

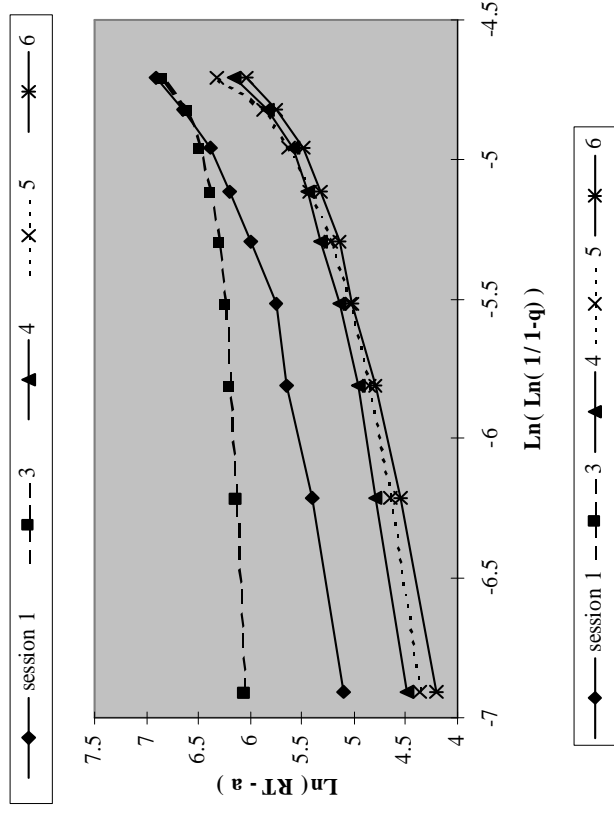


Analyses distributionnelles (3)

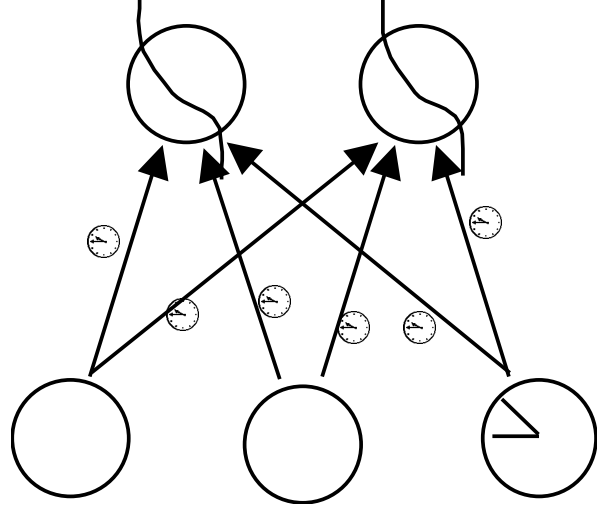


Il existe un invariant au cours de l'apprentissage: la forme de la distribution.

Cet invariant va aussi à l'encontre d'une théorie à base de deux processus



CL avec architecture parallèle (1)



- Modèle parallèle avec une architecture similaire aux réseaux de neurones
- Les connexions sont des délais indiquant combien de temps le détecteur doit retenir son impulsion.
- Les détecteurs ont des seuils indiquant combien d'évidences sont nécessaires avant de prendre une décision

CL avec architecture parallèle (2)

Le modèle CL avec architecture parallèle apprend à résoudre des tâches qui peuvent s'énoncer comme:

- Répond OUI aussitôt que tu as reçu assez d'évidences
- Sinon, répond NON (après avoir attendu un certain temps)

Le modèle parallèle doit apprendre:

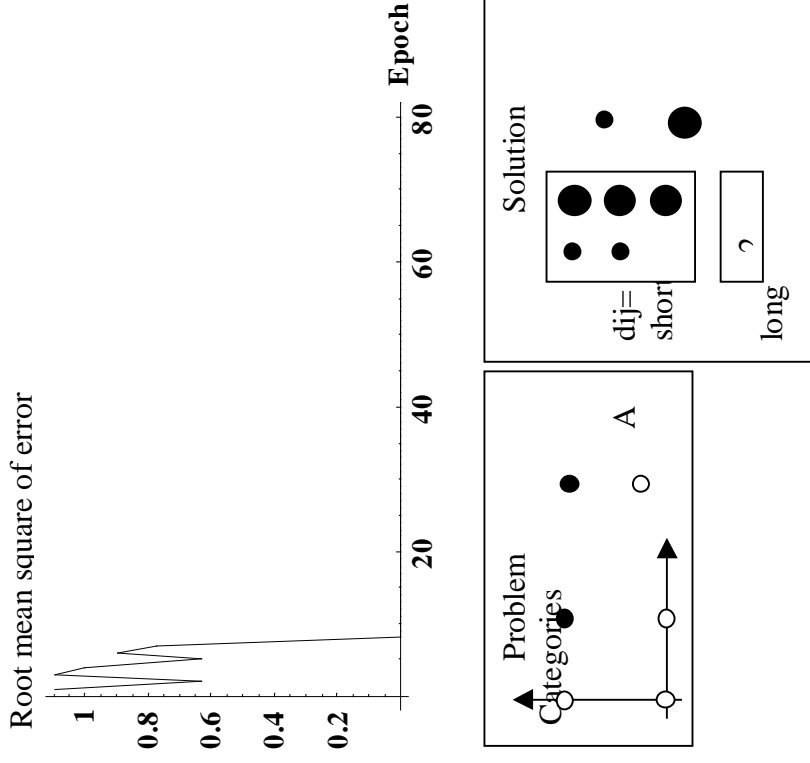
- Combien d'évidence est assez
- Combien de temps est un temps assez long.

Ce modèle

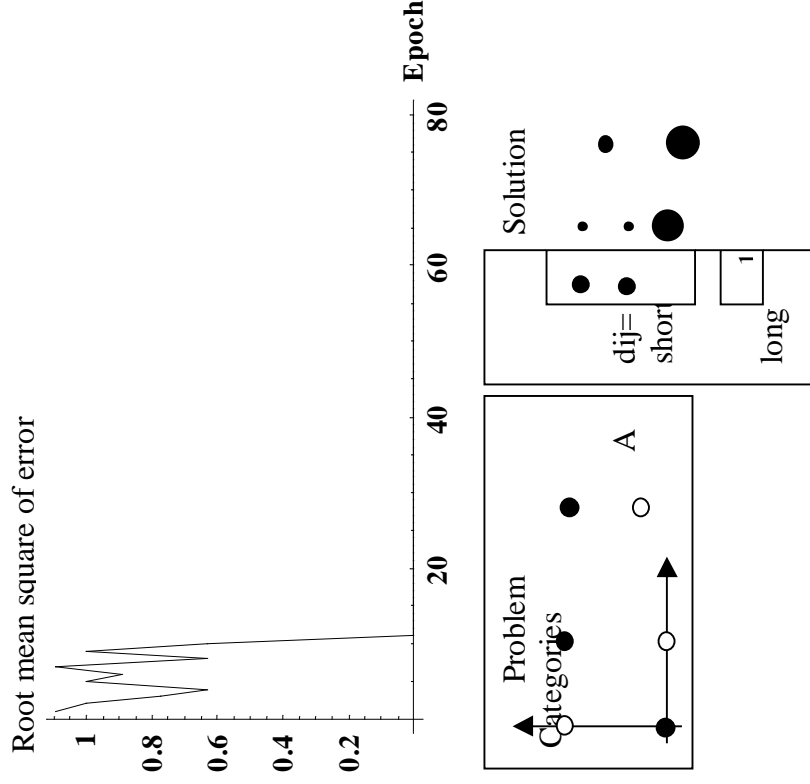
- répond avec une règle compétitive, et donc, prédit une distribution de Weibull.
- réduit l'information, et donc, est efficace selon le sens de ce mot donné ci-haut.

CL avec architecture parallèle (3)

AND



XOR



Les deux problèmes sont de difficultés comparables