

# Modélisation: exemples de problèmes d'optimisation numérique

Recherche Opérationnelle et Optimisation  
Master 1 I2L / ISIDIS

SÉBASTIEN VEREL  
verel@univ-littoral.fr

<http://www-lisic.univ-littoral.fr/~verel>

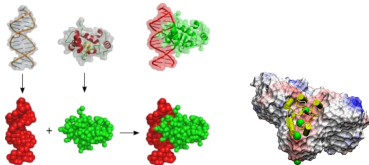
Université du Littoral Côte d'Opale  
Laboratoire LISIC  
Equipe OSMOSE

# Plan

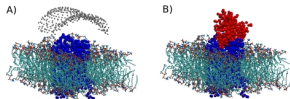
- 1 Docking moléculaire
- 2 Modélisation cognitive
- 3 Calibration de modèle agronomique
- 4 Apprentissage artificiel

# Docking moléculaire

**But** : Trouver la position relative qui minimise l'énergie électrostatique



ADN - protéine ou  
protéine - protéine



source image : S. Fiorucci,  
Université de Nice Sophia Antipolis

## Données

- Composition des molécules :  
répartition spatiale des atomes
- $E_{i,j}$  : Energie d'interaction entre les paires d'atomes selon la distance

## Définition

- Espace de recherche :  
 $\mathcal{X} = \mathbb{R}^6$
- Fonction objectif (à minimiser) :

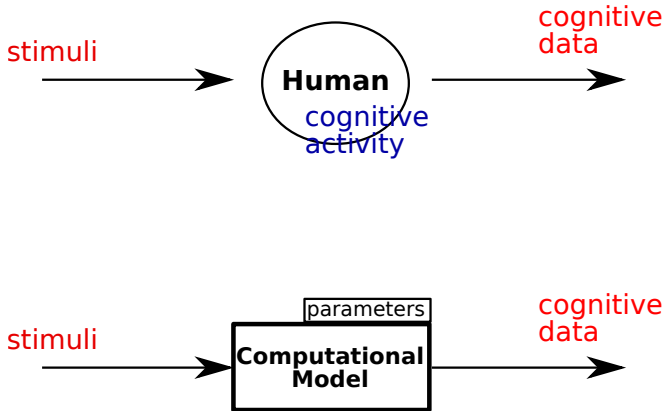
$$f(x) = \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} E_{i,j}(\text{dist}_x(i,j))$$

# Calibration de modèle en science cognitive

Exemple d'un travail inter-disciplinaire de modélisation et d'optimisation  
afin de comprendre un comportement cognitif.

# Calibration de modèle

## Modèle cognitif computationnel



# Un modèle, à quoi ça sert ?...

## Pourquoi faire un modèle ?

- Valeur explicative :
  - Définition et utilisation d'un vocabulaire formel pour décrire le comportement cognitif
  - Approche théorique : apport de nouvelles connaissances scientifiques
- Valeur prédictive :
  - Utilisation de la simulation d'un modèle pour prédire le comportement d'un humain
  - Approche pratique : par exemple en ergonomie

# Charge cognitive

## Definition

Cognitive Load (or mental workload) is the property emerging from the interaction between the requirements of the task, their circumstances and the skills, behaviors, and perceptions of the user.

- Working Memory (Sweller, 1988) :  
Problem solving, reasoning, language
- Attentional capacity :  
Divided vs selective attention (Dual-Task Paradigm)
  - Filter Theory of selective attention (Broadbent, 1958)
  - Single channel theory (Welford, 1967, 1980)
  - Resource Theory (Kahneman, 1973 ; Wickens, 1984)
- Serial vs Parallel allocation of attention during Dual-Task ?

# Estimation de la charge cognitive

Le déluge de donnée est là !

Methods :

- Self-report measures (subjective) : uni or multi-dimensional scales (SWAT, NASA-TLX,...).
- Physiological measures :
  - EEGs, Heart rate, Electrodermal activity, pupil diameter,...



# Tâche de mémorisation de symboles

## Description simple de la tâche

- Une suite de chiffres est énoncée à un sujet
- Le sujet doit restituer cette suite

Quels sont les modalités/systèmes cognitifs mis en jeu ?

# Tâche de mémorisation de symboles

## Description simple de la tâche

- Une suite de chiffres est énoncée à un sujet
- Le sujet doit restituer cette suite

Quels sont les modalités/systèmes cognitifs mis en jeu ?

- Mémoire de travail
- Canal auditif

# Estimation de la charge cognitive

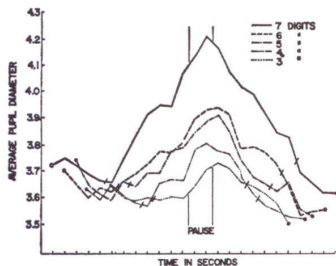
## Methods :

- Self-report measures (subjective) : uni or multi-dimensional scales (SWAT, NASA-TLX,...).
- Physiological measures :
  - EEGs, Heart rate, Electrodermal activity, **pupil diameter**,...

# Pupil Diameter (Task-evoked Pupillary Responses)

## Digit span task

- Encoding : increases
  - Recall : decreases
- 
- Pupillary response correlates positively with increases in mental processing effort, or workload (Bucks and Walrath, 1992 ; Beatty, 1982 ; Granholm et al., 1996 ; Just et al., 2003).



Kahneman and Beatty (1966)

# Task-evoked Pupillary Responses (TEPR)

Number studies have shown significant relations between pupillary responses and cognitive processes

- Short-Term Memory (Kahneman and Beatty, 1966 ; Van Der Meer et al, 2005)
- Language (Just and Carpenter, 1992)
- Reasoning (Nuthmann and Van Der Meer, 2005)
- Memory (Karatekin, Couperus, and Marcus, 2004 ; Van Der Meer, Friedrich, Nuthmann, Stelezl, and Kuchinke, 2005)
- Perception (Verney, Granholm, and Dionisio, 2001 ; Schlemmer et al, 2005)
- ...

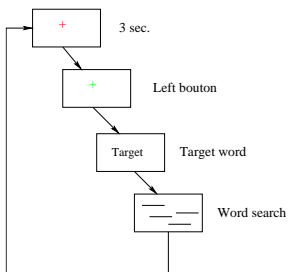
and information seeking?

# Etude et méthodologie

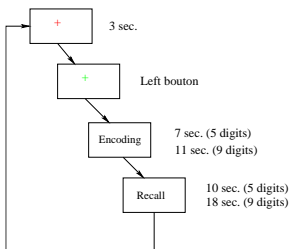
## Goal : Testing attentional load with dual-task paradigm

- 2 single tasks and 1 dual task
- **Vision** : Word-Search (WS)  
Target-word on a set of 12 words randomly displayed (same length)
  - Lexical Frequency (low vs high)
  - Fitts'index (low vs high)
- **Audition** : Digit-Span (DS)  
Digit from 0 to  $n$ 
  - Digits' sequence (5 digits vs 9 digits)
  - Phase (encoding vs recall)
- **Vision + Audition** : Mixing WS and DS
  - All previous factors

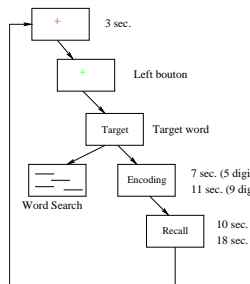
# Méthodologie



Word Search task



Digit Span task



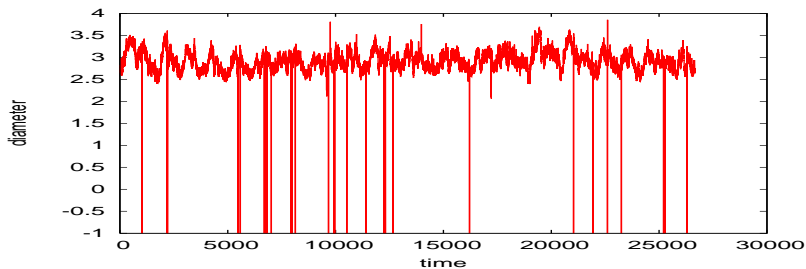
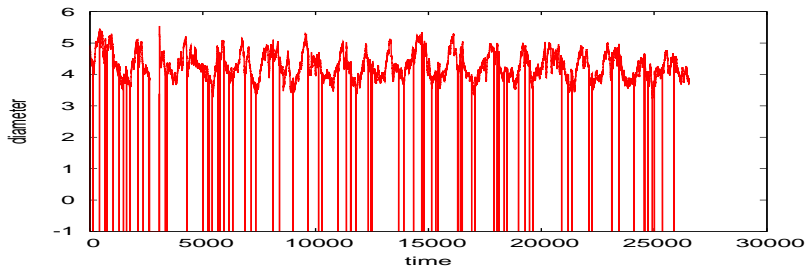
Dual task

# Résultats

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	
1	Subject	Session	ID	RTTime	CursorX	CursorY	Timestamp	DiameterPupil	DistanceLeftEye	Validity	DiameterPupil	DistanceRightEye	Validity	Trailid	TpsSeq	Etape	±
2	1	21	5199	284604	585	397	4004659.505		-1	-1	4.5075394	684.5776	0	1	11000	CroixRouge	0.
3	1	21	5200	284623	598	399	4004678.628	4.802908	683.7488	0	5.019575	684.5776	0	1	11000	CroixRouge	-0.
4	1	21	5201	284643	605	396	4004698.623	4.913707	683.7488	0	5.078091	684.5776	0	1	11000	CroixRouge	0.
5	1	21	5202	284663	599	392	4064718.499	4.884111	683.7488	0	5.069319	684.5776	0	1	11000	CroixRouge	0.
6	1	21	5203	284676	601	381	4064738.495	4.89161	683.2912	0	5.087602	686.0275	0	1	11000	CroixRouge	-0.
7	1	21	5204	284703	601	394	4064758.373	4.912834	683.2912	0	5.026255	686.0275	0	1	11000	CroixRouge	-0.
8	1	21	5205	284722	607	394	4064778.366	4.830601	683.2912	0	5.05141	686.0275	0	1	11000	CroixRouge	0.
9	1	21	5206	284742	514	394	4064798.243	4.865799	683.2912	0	5.07658	686.0275	0	1	11000	CroixRouge	0.
10	1	21	5207	284762	497	381	4064818.238	4.829736	683.2912	0	4.995622	686.0275	0	1	11000	CroixRouge	-0.
11	1	21	5208	284775	480	381	4064838.116	4.842025	683.4144	0	5.016651	686.6942	0	1	11000	CroixRouge	0.
12	1	21	5209	284803	491	381	4064858.112	4.796798	683.4144	0	4.926803	686.6942	0	1	11000	CroixRouge	-0.



# Résultats : succession des essais pour un même sujet



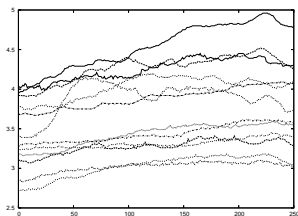
# Pré-traitement

Phase indispensable avant toute modélisation

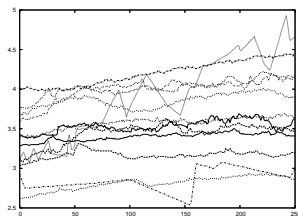
- How to build TEPRs :  
No consensus in the litterature
  - TEPRs consist in aggregating pupil diameter over a period of fixed time.
- Our construction method :  
TEPRs on a variable period of time (Normalized TEPRs)
  - 1 Filtering out saccades and blink related artifacts.
  - 2 Smoothing the data with a low-pass filter
  - 3 Resampling the data with a fixed number of points (250 pts)

# Diamètres pupillaires pour les 24 sujets : encodage

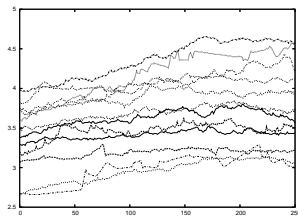
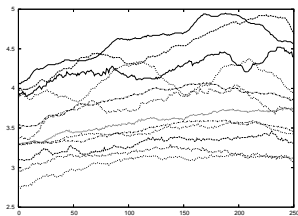
## 12 premiers sujets



## 12 derniers sujets



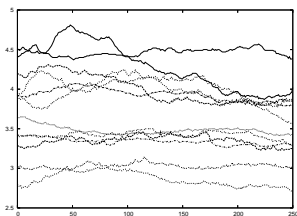
## 5 nombres à mémoriser



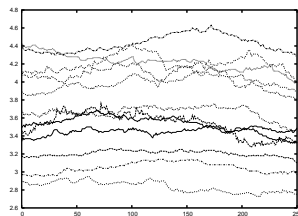
## 9 nombres à mémoriser

# Diamètres pupillaires pour les 24 sujets : Rappel

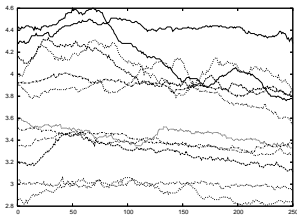
## 12 premiers sujets



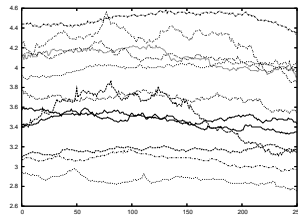
## 12 derniers sujets



## 5 nombres à mémoriser



## 9 nombres à mémoriser



# Modélisation

## Questions

- Nature de la modélisation :
  - Qu'est-ce qu'un modèle dans notre cas ?
  - Comment définir un comportement moyen ?
- Exploitation de la modélisation :
  - Est-ce que la pupille est un marqueur de la charge cognitive pour ces tâches ?
  - Est-ce que les tâches sont traitées en parallèle ou en série ?

# Modélisation

## Questions

- Nature de la modélisation :
  - Qu'est-ce qu'un modèle dans notre cas ?

# Modélisation

## Questions

- Nature de la modélisation :
  - Qu'est-ce qu'un modèle dans notre cas ?  
 *$f_{\theta}$  : diamètre pupillaire en fonction de l'unité de temps pour chacune des situations (vecteur  $\theta$  de paramètres)*
  - Comment définir un comportement moyen ?

# Modélisation

## Questions

- Nature de la modélisation :
  - Qu'est-ce qu'un modèle dans notre cas ?  
 *$f_\theta$  : diamètre pupillaire en fonction de l'unité de temps pour chacune des situations (vecteur  $\theta$  de paramètres)*
  - Comment définir un comportement moyen ?  
*Voir plus loin*
- Exploitation de la modélisation :
  - Est-ce que la pupille est un marqueur de la charge cognitive pour ces tâches ?  
*Variation non standard (lumière, etc.) du diamètre de la pupille*
  - Est-ce que les tâches sont traitées en parallèle ou en série ?  
*Relation entre les modèles pour chaque situation*



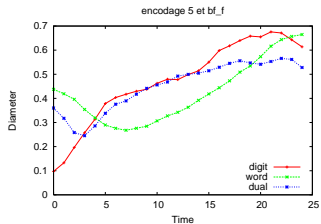
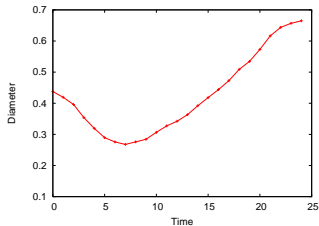
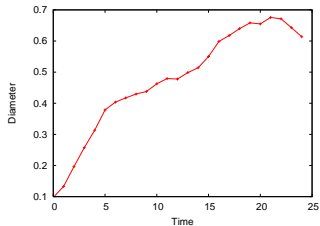
# modèle de comportement moyen ?

## Moyenne des formes vs. Forme de la moyenne

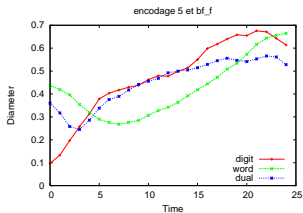
- Forme de la moyenne :
  - Calculer la moyenne des courbes expérimentales :  
 $\{data_i\} \Rightarrow \overline{data}$
  - Calculer la fonction décrivant la courbe moyenne :  $\overline{data} \Rightarrow f_{\theta}$
- Moyenne des formes :
  - Calculer les fonctions décrivant chaque courbe expérimentale :  
 $\{data_i\} \Rightarrow \{f_{\theta_i}\}$
  - Calculer le modèle moyen par la moyenne des paramètres :  
 $\{f_{\theta_i}\} \Rightarrow f_{\bar{\theta}}$

# Average of the normalized encoding curves

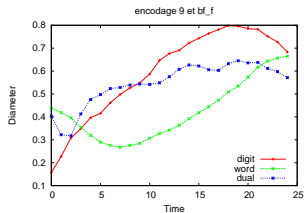
5 digits, low frequency lex., easy fits



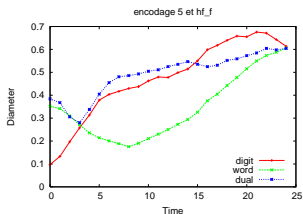
# Average of the normalized encoding curves



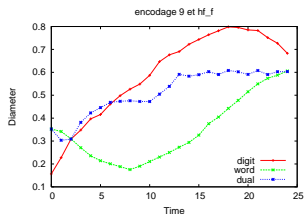
5 d., low, easy



9 d., low, easy



5 d., high, easy



9 d., high, easy

# Principe général de la modélisation

Une idée de modélisation ?

# Principe général de la modélisation

Une idée de modélisation ?

But : déduire des tâches simples la tâche duale

- $f_{WS}$ ,  $f_{DS}$  : fonctions construites à partir de l'interpolation linéaire des données expérimentales pour chacune des tâches simples
- $F$  est définie à partir de  $f_{WS}$  et  $f_{DS}$

# Première tentative

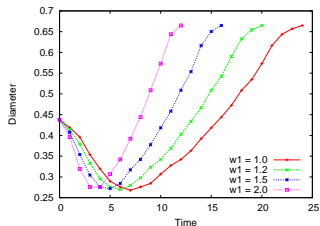
## Intuition/Hypothèse

- courbe *Dual* : combinaison linéaire des courbes *WS* et *DS*,
- Les minima des courbes *WS* et *Dual* se ressemblent :  
la concavité autour du minimum de la courbe de *Dual* semble être une homothétie de celui de *WS*

# Première tentative

## Intuition/Hypothèse

- courbe *Dual* : combinaison linéaire des courbes *WS* et *DS*,
- Les minima des courbes *WS* et *Dual* se ressemblent : la concavité autour du minimum de la courbe de *Dual* semble être une homothétie de celui de *WS*



$$f_{WS}(\omega t)$$

# Première tentative

## Intuition/Hypothèse

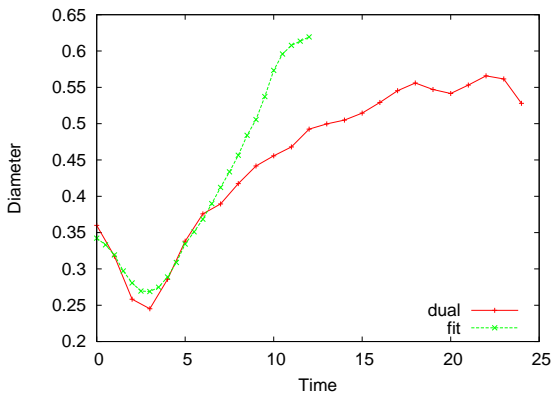
- courbe *Dual* : combinaison linéaire des courbes *WS* et *DS*,
- Les minima des courbes *WS* et *Dual* se ressemblent : la concavité autour du minimum de la courbe de *Dual* semble être une homothétie de celui de *WS*

$$F(t) = \alpha f_{DM}(t) + (1 - \alpha) f_{WS}(\omega t)$$



# Première tentative : résultats

Ajustement "à la main" des 2 paramètres  $\alpha$  et  $\omega$ .



$\alpha = 0.28$  et  $\omega = 2.1$

# Première tentative : résultats

## Observations :

- Bonne correspondance des concavités autour des minima (mais ce n'est qu'intuitif)
- Problème d'échelle pour obtenir la durée totale !
- Courbe Duale serait plus proche de la courbe DS par la suite.

## Deuxième tentative

### Intuition/Hypothèse

- courbe *Dual* : combinaison linéaire des courbes *WS* et *DS*,
- Les minima des courbes *WS* et *Dual* se ressemblent :  
la concavité autour du minimum de la courbe de *Dual* semble être une homothétie de celui de *WS*
- 2 périodes : avant  $T$ , accélération de la tache *WS* et après  $T$ , ralentir *WS*

## Deuxième tentative

### Intuition/Hypothèse

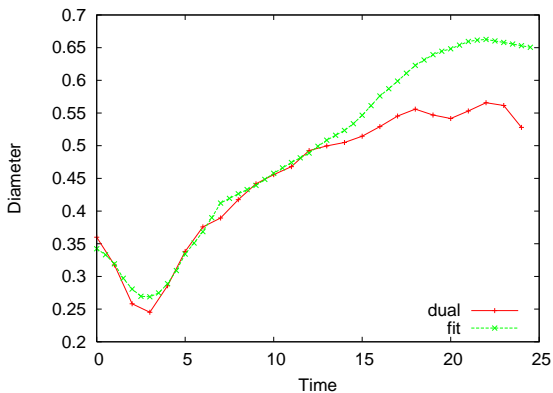
- courbe *Dual* : combinaison linéaire des courbes *WS* et *DS*,
- Les minima des courbes *WS* et *Dual* se ressemblent :  
la concavité autour du minimum de la courbe de *Dual* semble être une homothétie de celui de *WS*
- 2 périodes : avant  $T$ , accélération de la tache *WS* et après  $T$ , ralentir *WS*

$$F(t) = \begin{cases} \alpha_1 f_{DM}(t) + (1 - \alpha_1) f_{WS}(\omega_1 t) & \text{if } \forall t < T \\ \alpha_2 f_{DM}(t) + (1 - \alpha_2) f_{WS}(\omega_1 T + \omega_2(t - T)), & \text{if } \forall t \geq T \end{cases}$$

$$\omega_2 = \frac{T_{max} - \omega_1 T}{T_{max} - T}$$

## Deuxième tentative : résultats

Ajustement "à la main" des 4 paramètres  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$ ,  $\omega_1$  et  $T$ .



$\alpha_1 = 0.28$ ,  $\alpha_2 = 0.28$ ,  $\omega_1 = 2.1$  et  $T = 7$ .

## Deuxième tentative : résultats

Observations :

- Bonne correspondance des concavités autour des minima (mais ce n'est qu'intuitif)
- Pas satisfaisant en fin de tache
- Courbes *WS* et *DS* ont toutes deux des diamètres pupillaires supérieures à la tache duale.

## Troisième tentative

### Intuition/Hypothèse

- (...)
- 2 périodes : avant  $T$  accélération de la tache  $WS$ , après  $T$  ralentir  $WS$
- pas de normalisation de la pondération

## Troisième tentative

### Intuition/Hypothèse

- (...)
- 2 périodes : avant  $T$  accélération de la tâche  $WS$ , après  $T$  ralentir  $WS$
- pas de normalisation de la pondération

$$F(t) = \begin{cases} K_1(\alpha_1 f_{DM}(t) + (1 - \alpha_1) f_{WS}(\omega_1 t)) & \text{if } \forall t < T \\ K_2(\alpha_2 f_{DM}(t) + (1 - \alpha_2) f_{WS}(\omega_1 T + \omega_2(t - T))), & \text{if } \forall t \geq T \end{cases}$$

$$\omega_2 = \frac{T_{max} - \omega_1 T}{T_{max} - T}$$



# Recherche des paramètres de la modélisation

6 paramètres à ajuster...

# Recherche des paramètres de la modélisation

6 paramètres à ajuster...

## Principe

Passage d'un problème de calibration de modèle  
à un problème d'optimisation.

# Recherche des paramètres de la modélisation

6 paramètres à ajuster...

## Principe

Passage d'un problème de calibration de modèle à un problème d'optimisation.

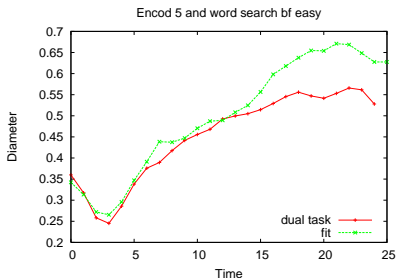
Minimiser la distance entre les données expérimentales et la réponse du modèle :

$$D(F, f_{dual}) = \sum_{t=0}^{T_{max}} (F(t) - f_{dual}(t))^2 \quad (1)$$

Méthode standart

- Méthode least squares : descente de gradient

## Troisième tentative : résultats



$$\alpha_1^{DM} = 0.26949 + / - 3.57272$$

$$\alpha_1^{WS} = 0.71589 + / - 2.48088$$

$$\omega_1 = 2.18175 + / - 7.31864$$

$$\alpha_2^{DM} = 0.75530 + / - 4.03088$$

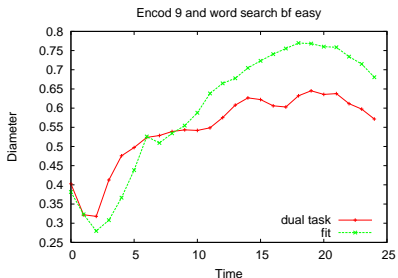
$$\alpha_2^{WS} = 0.26424 + / - 7.38936$$

le nombre de degré de liberté est : dof = 20

Le chi2 est de : chisq = 0.0209632

et donc chisq/dof = 0.00104816

## Troisième tentative : premiers résultats



$$\alpha_1^{DM} = 0.54886 + / - 3.52852$$

$$\alpha_1^{WS} = 0.64250 + / - 3.11468$$

$$\omega_1 = 2.91984 + / - 4.88156$$

$$\alpha_2^{DM} = 0.58580 + / - 1.68662$$

$$\alpha_2^{WS} = 0.62422 + / - 4.07546$$

le nombre de degré de liberté est : dof = 20

Le chi2 est de : chisq = 0.0121965

et donc chisq/dof = 0.000609824

## Troisième tentative : premiers résultats

- Résultats "semblent" visuellement tout juste acceptable pour ces courbes
- les  $\alpha$ s ont à peu près le même ordre de grandeur

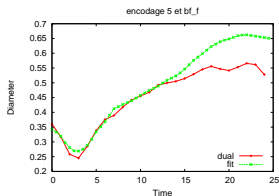
## Troisième tentative : premiers résultats

- Résultats "semblent" visuellement tout juste acceptable pour ces courbes
- les  $\alpha$ s ont à peu près le même ordre de grandeur

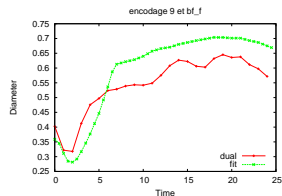
### Mais dans la méthode d'optimisation

- algorithme least squares : grande variation de résultats selon les exécutions
- l'algo. s'arrête avant d'avoir convergé et trouvé de bonnes valeurs : **minima locaux**

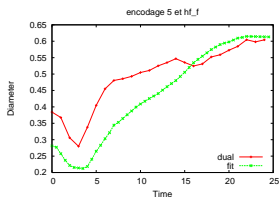
# Troisième tentative : premiers résultats



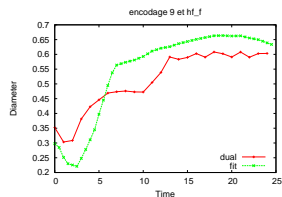
5 d., low, easy



9 d., low, easy



5 d., high, easy

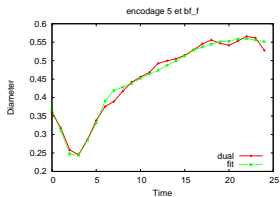


9 d., high, easy

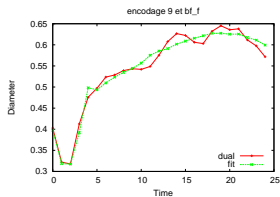
→ Utiliser une meilleure méthode d'optimisation !



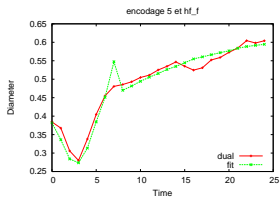
# Troisième tentative : résultats !



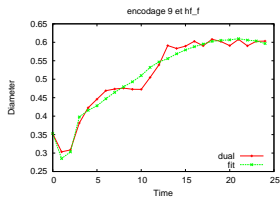
5 d., low, easy



9 d., low, easy



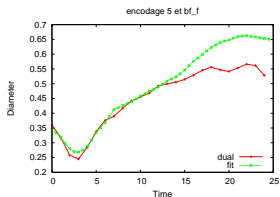
5 d., high, easy



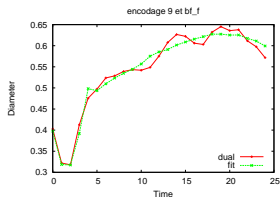
9 d., high, easy

# Troisième tentative : résultats !

5 d., low, easy

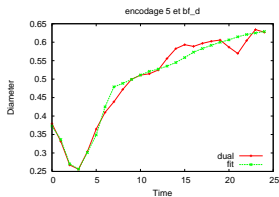


Moindres carrés

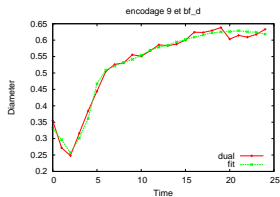


CMA-ES

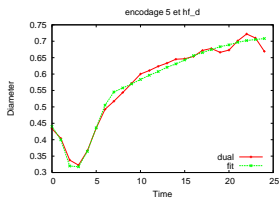
# Troisième tentative : résultats !



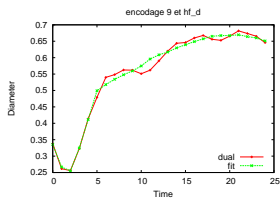
5 d., low, hard



9 d., low, hard



5 d., high, hard



9 d., high, hard

# Value of the parameters and least squares D.

DM	WS	$D$	$K_1$	$\alpha_1$	$\omega_1$	$K_2$	$\alpha_2$	$T$
5	lf e	0.0031	0.887	0.073	2.67	0.840	0.244	6
		0.0032 <sub>0.0001</sub>	0.884 <sub>0.011</sub>	0.071 <sub>0.025</sub>	2.67 <sub>0.083</sub>	0.841 <sub>0.001</sub>	0.295 <sub>0.042</sub>	6.1 <sub>0.30</sub>
5	hf e	0.0105	1.341	0.266	2.43	0.963	0.083	7
		0.0111 <sub>0.0003</sub>	1.316 <sub>0.017</sub>	0.208 <sub>0.038</sub>	2.69 <sub>0.191</sub>	0.962 <sub>0.004</sub>	0.090 <sub>0.035</sub>	6.2 <sub>0.60</sub>
5	lf h	0.0089	1.028	0.093	2.68	0.929	0.092	6
		0.0091 <sub>0.0001</sub>	1.021 <sub>0.004</sub>	0.083 <sub>0.007</sub>	2.70 <sub>0.013</sub>	0.929 <sub>0.001</sub>	0.133 <sub>0.023</sub>	6.0 <sub>0.00</sub>
5	hf h	0.0053	1.144	0.078	2.72	1.061	0.089	6
		0.0055 <sub>0.0001</sub>	1.136 <sub>0.012</sub>	0.066 <sub>0.022</sub>	2.73 <sub>0.072</sub>	1.061 <sub>0.000</sub>	0.170 <sub>0.040</sub>	6.1 <sub>0.30</sub>
9	lf e	0.0054	1.103	0.274	4.25	0.888	0.325	4
		0.0061 <sub>0.0011</sub>	1.107 <sub>0.015</sub>	0.293 <sub>0.037</sub>	4.14 <sub>0.253</sub>	0.886 <sub>0.003</sub>	0.348 <sub>0.014</sub>	4.2 <sub>0.40</sub>
9	hf e	0.0066	1.271	0.382	4.62	0.939	0.264	3
		0.0074 <sub>0.0003</sub>	1.275 <sub>0.002</sub>	0.415 <sub>0.011</sub>	3.82 <sub>0.268</sub>	0.939 <sub>0.006</sub>	0.273 <sub>0.025</sub>	3.9 <sub>0.30</sub>
9	lf h	0.0046	0.994	0.242	3.53	0.901	0.223	5
		0.0047 <sub>0.0001</sub>	0.992 <sub>0.003</sub>	0.245 <sub>0.009</sub>	3.54 <sub>0.015</sub>	0.899 <sub>0.002</sub>	0.236 <sub>0.009</sub>	5.0 <sub>0.00</sub>
9	hf h	0.0045	0.891	0.130	4.33	0.962	0.290	4
		0.0046 <sub>0.0001</sub>	0.909 <sub>0.016</sub>	0.176 <sub>0.041</sub>	4.15 <sub>0.154</sub>	0.962 <sub>0.003</sub>	0.283 <sub>0.023</sub>	4.6 <sub>0.49</sub>

# Commentaires sur les résultats

- Word search is faster for 9 digits than for 5 digits.
  - 5 digits :  $T \approx 6$  and  $2.5 \leq \omega_1 \leq 3.0$
  - 9 digits :  $T \approx 4$  and  $3.5 \leq \omega_1 \leq 4.7$ .
- Word search task has the main influence on the pupil diameter.
  - $\alpha_1$  and  $\alpha_2$  small and  $\leq 0.39$ .
- Word search task has more influence on 9 digits than for 5 digits
  - $\alpha_1$  or  $\alpha_2$  are respectively higher for 9 digits tasks than for 5 digits tasks.

# Conclusions

## Conclusion de l'étude

- Word search task has the priority on the digit memory task,
- Priority for word search task stronger when the digit memory task is more difficult.

*We can suppose that the people are first concentrated on word search task to save time for the more difficult task after.*

## Conclusion de la méthodologie

- Conception progressive par essai/erreur d'un modèle pertinent
- Travail original de longue haleine

# Ajustement d'un modèle agronomique

Thèse Amaury Dubois, société Weenat, (F. Teytaud, S. Verel, E. Ramat)

Ajustement des paramètres d'un modèle de croissance de la pomme de terre à l'aide de capteurs d'humidité.

# AI : Machine Learning, Optimization, perception, etc.

## Learning :

### Minimize an error function

$M_\theta$  : model to learn on data

Search  $\theta^* = \arg \min_\theta \text{Error}(M_\theta, \text{data})$

*According to the model dimension, variables, error function, etc.,  
huge number of optimization algorithms*

## Optimization :

### Learn a design algorithm of good solutions

$A_\theta$  : search algorithm for problems  $(X, f)$

Learn  $A_\theta$  such that  $A_\theta(X, f) = \arg \min_{x \in X} f(x)$

*According to the class of algorithms, search spaces, functions, etc.,  
huge number of learning algorithms*

**Artificial** : from paper to computer !



# Mesure d'erreur du modèle classique

Mean Square Error (MSE) :

$$f(\theta) = \sum_{i=1}^n (y_i - M_{\theta}(x_i))^2$$

La particularité en ML :

$M_{\theta}$  est explicite (multi-linéaire, composition de fonctions, etc.),  
et  $f$  est dérivable selon  $\theta$  (même si de grande dimension).

Attention, la MSE n'est pas la seule possibilité.

# Problème d'optimisation

## Définition : problème d'optimisation

Un **problème d'optimisation** est un couple  $(\mathcal{X}, f)$  avec :

- Espace de recherche : ensemble des solutions possibles,

$$\mathcal{X}$$

- fonction objectif : critère de qualité (ou de non-qualité)

$$f : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$$

## Résoudre un problème d'optimisation

Trouver la (ou les) meilleure solution selon le critère de qualité

$$x^* = \operatorname{argmax}_{\mathcal{X}} f$$

(dans le cas de maximisation)

# Contexte

## Optimisation boîte noire (Black box)

Nous ne pouvons connaître que  $\{(x_0, f(x_0)), (x_1, f(x_1)), \dots\}$  donnés par un "oracle"

Aucune information sur la définition de la fonction objectif  $f$  n'est soit disponible ou soit nécessaire



- Fonction objectif donnée par un calcul ou une simulation
- Fonction objectif peut être irrégulière, non différentiable, non continue, etc.

# Typologie des problèmes d'optimisation

## Classification

- **Optimisation combinatoire** : Espace de recherche dont les variables sont discrètes (cas NP-difficile)
- **Optimisation numérique (continue)** : Espace de recherche dont les variables sont continues
- **N'entrant pas dans les deux autres catégories** : combinaison discret/continue, programme, morphologie, topologie, etc.