

Une algorithmie bio-inspiré intégrable pour une IA Fiable, Frugale, et Explicable

séance de l'Institut Fredrik R. Bull du **jeudi 2 juillet**
(17h30-19h30) (Salle Gaston Paris – EPHE-Sorbonne)

Patrick Pirim



2026, l'IA bascule dans une nouvelle époque

10/03/2026: **Yann Lecun, père fondateur de l'IA moderne a démissionné de l'IA de Facebook pour créer sa propre startup fin 2025.** Aujourd'hui il annonce une levée de fonds de 1 Milliard de dollars pour sa startup Advanced Machine Intelligence. AMIlab devient donc une startup quelques mois après sa création.

23/04/26: **Elon Musk lance son nouveau projet TeraFab à 25 milliards de dollars.** L'objectif final du milliardaire est de produire des puces capables de soutenir entre 100 et 200 gigawatts de puissance de calcul sur Terre, et un térawatt dans l'espace.

04/06/2026: **Flourish, une startup soutenue par Jeff Bezos, lève 500 millions de dollars** pour déchiffrer « l'algorithme fondamental de la pensée » afin de développer une IA plus efficace inspirée du cerveau.

02/07/2026: **Une algorithmie bio-inspiré intégrable par P. Pirim** pour une IA Fiable, Frugale, et Explicable.

Sommaire

Le monde
avant l'IA: la
perception
bio- inspirée
selon trois
modalités

Unification et
validation
mathématique
d'un modèle
générique

Aujourd'hui:
Deux
paradigmes
face à face

Perspectives

Le monde avant l'IA:
la perception bio- inspirée
selon trois modalités:

Globale

Dynamique

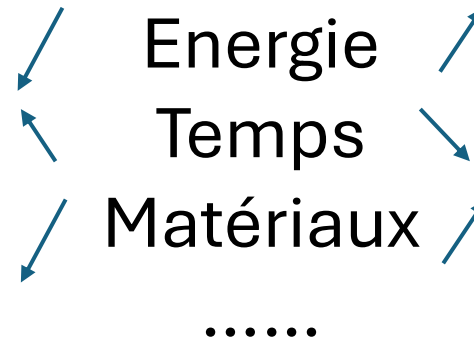
Structurelle

Choix de la méthode conceptuelle

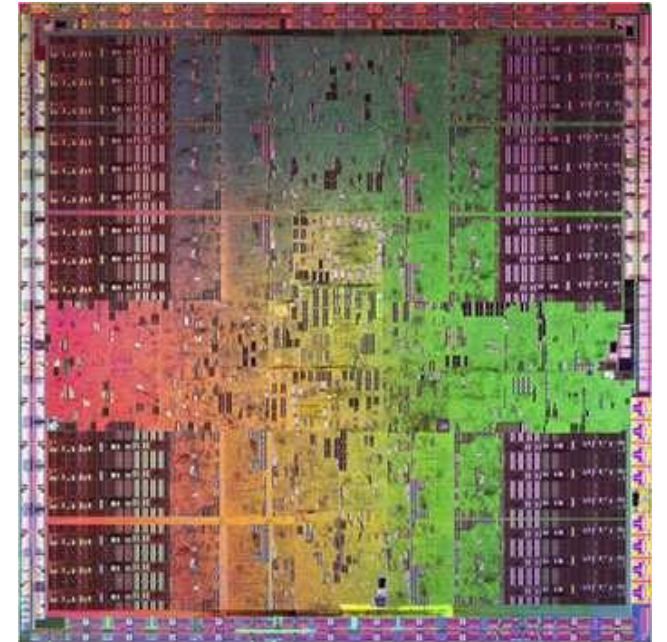
Naturelle



Un Krill, l'animal le plus présent sur terre



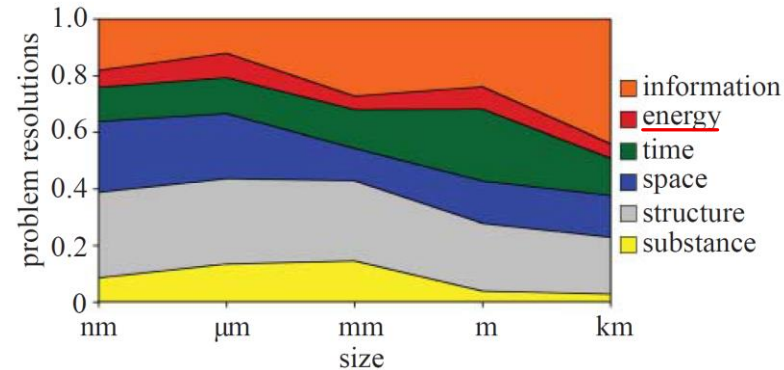
Synthétique



Un processeur omniprésent

Choix de la méthode conceptuelle

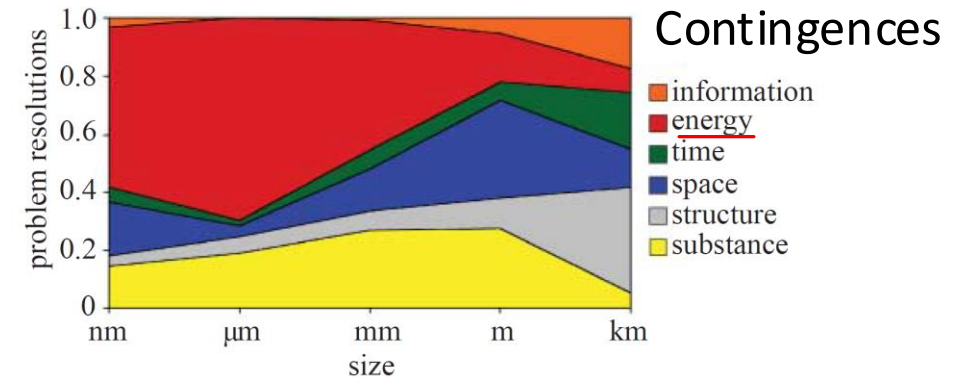
Réalisations naturelles



Biological effects arranged according to size/hierarchy.

Minimisation de l'énergie, environ 2% quelque soit l'échelle de réalisation tout en maintenant un % de temps respectable.

Réalisations humaines



Engineering TRIZ solutions arranged according to size/hierarchy.

Minimisation du temps, quelques % dépendant de l'échelle de réalisation, la dépense en énergie est très importante.

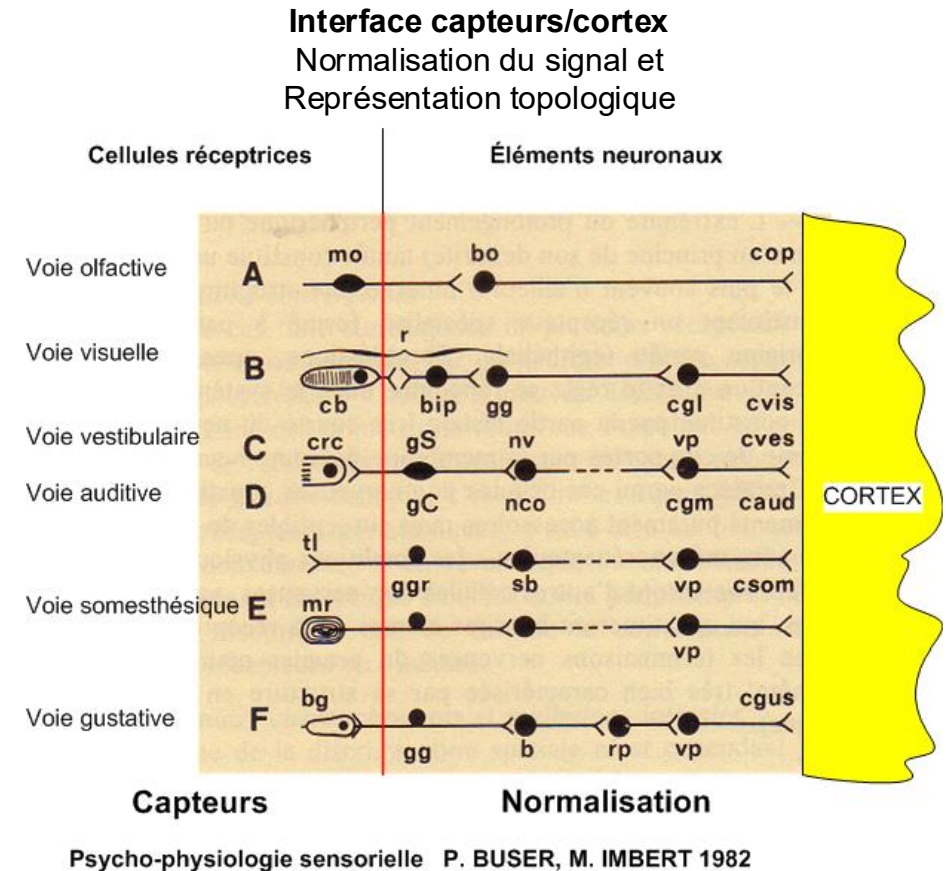
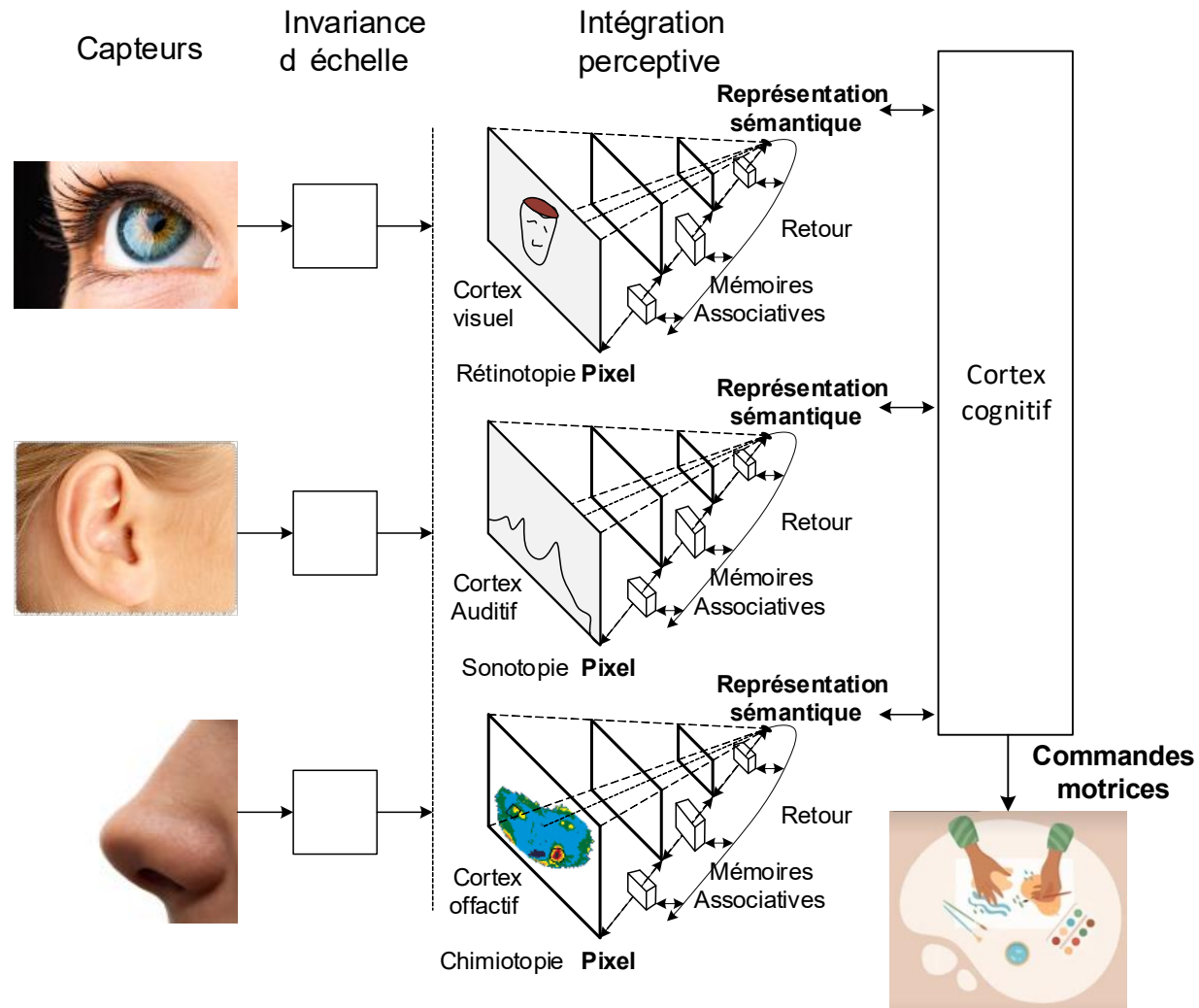
Une méthode bio-inspiré donnera de meilleurs résultats.

Biomimetics: its practice and theory (2006)

Julian F. V. Vincent*, Olga A. Bogatyreva, Nikolaj R. Bogatyrev, Adrian Bowyer and Anja-Karina Pahl



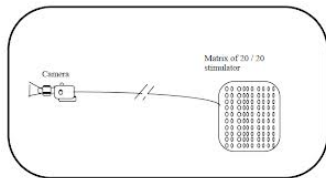
Perceptions multimodales



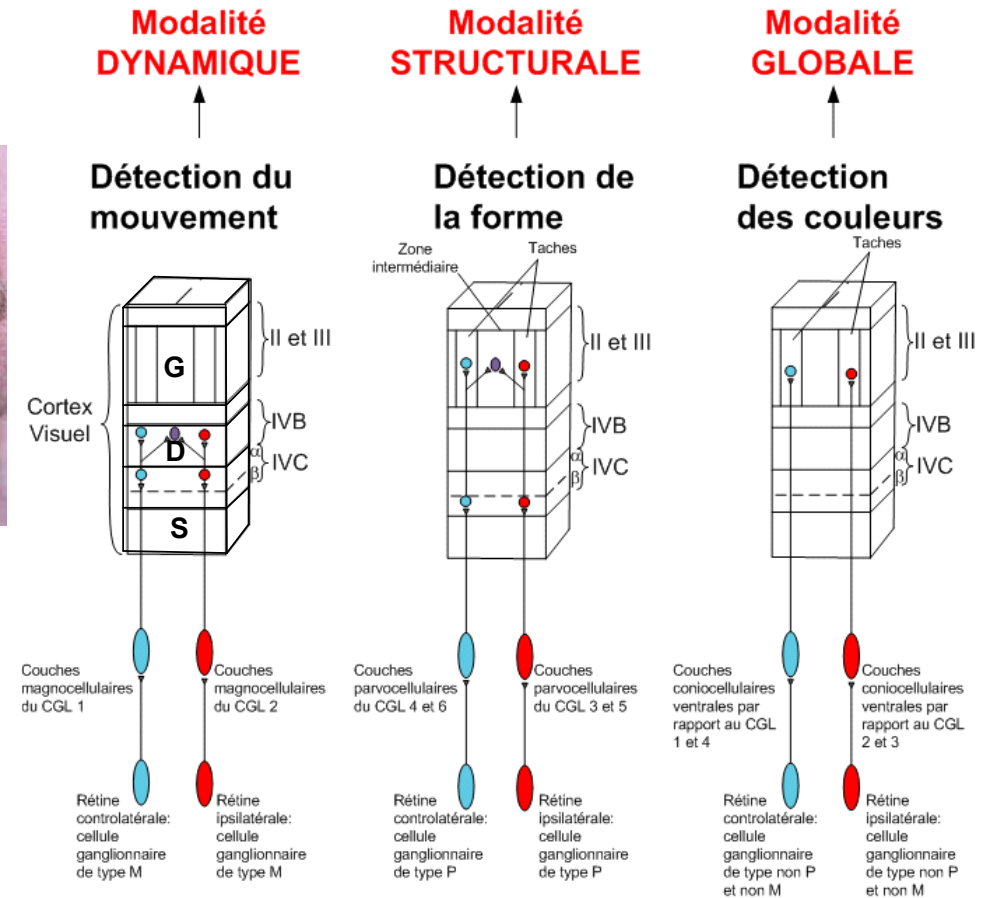
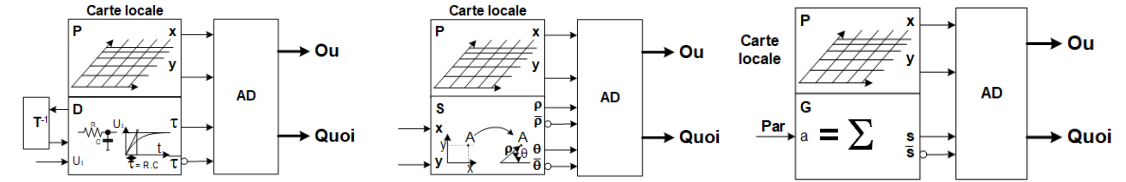
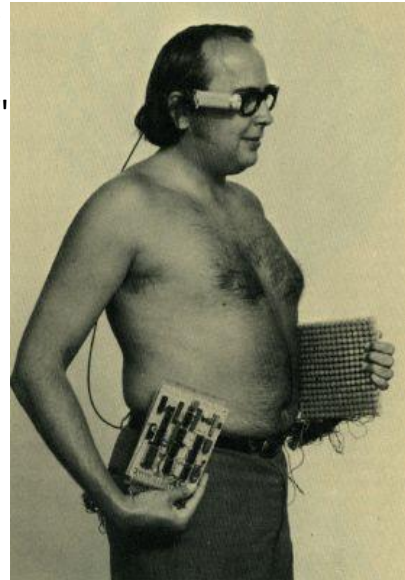
Le modèle G.D.S.

Substitution sensorielle

- "You don't see with your eyes,
- you see with your brain,"



- Bach-y-Rita 1971

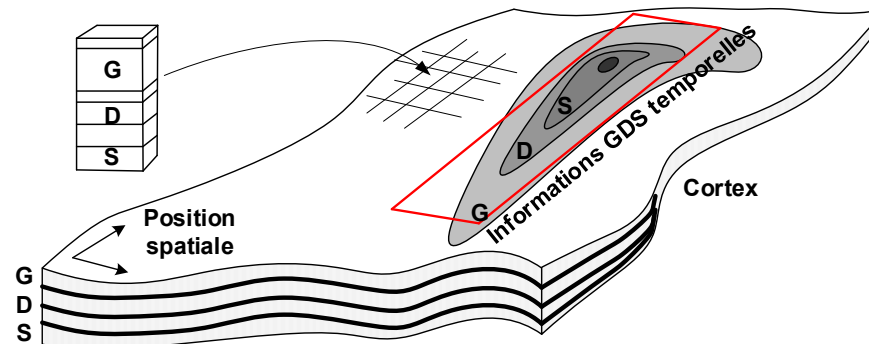
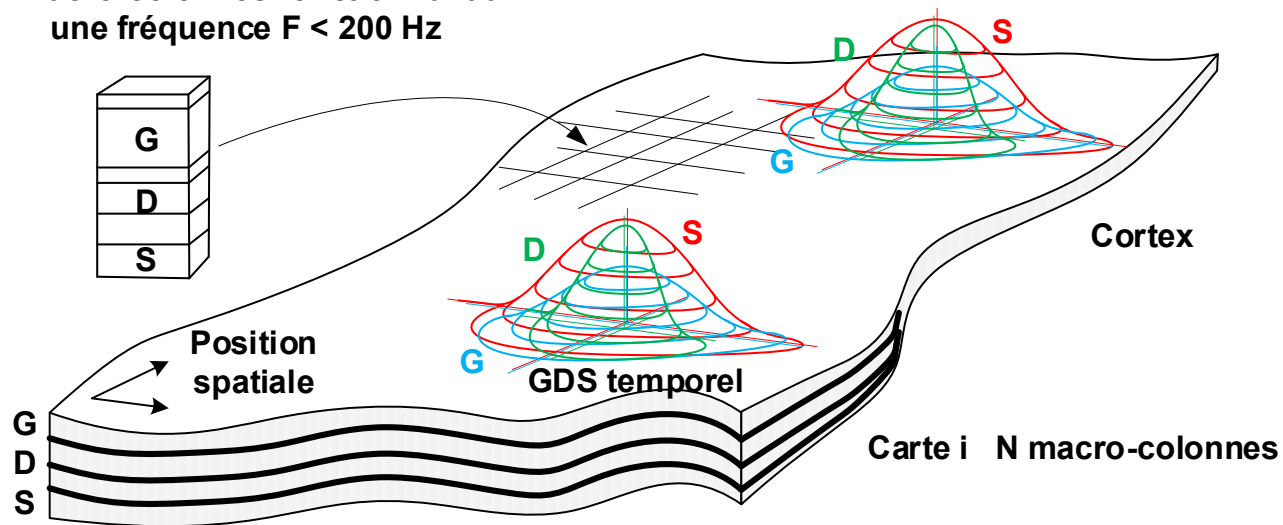


- David Hubel and Torsten Wiesel (Nobel Price medicine 1981)

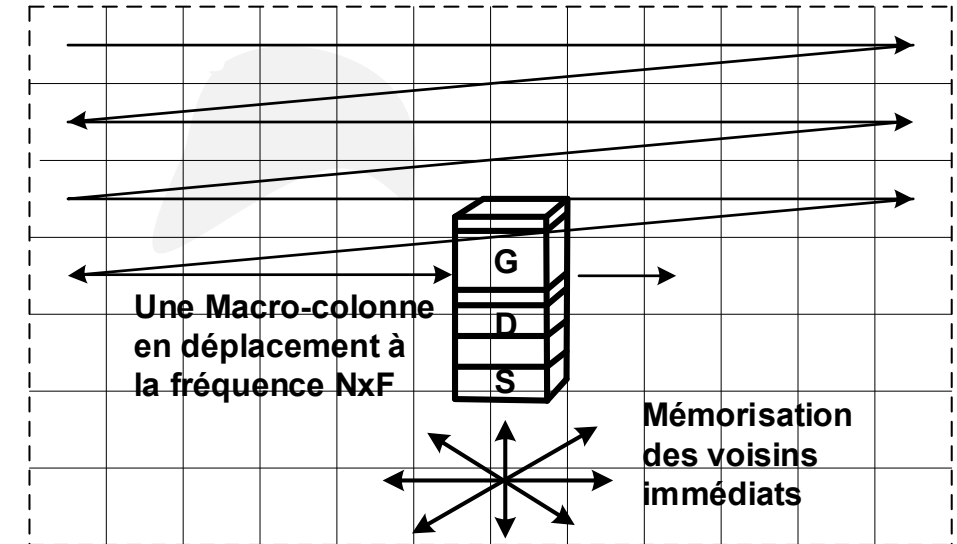
L'attracteur dynamique (AD)

Représentation biologique

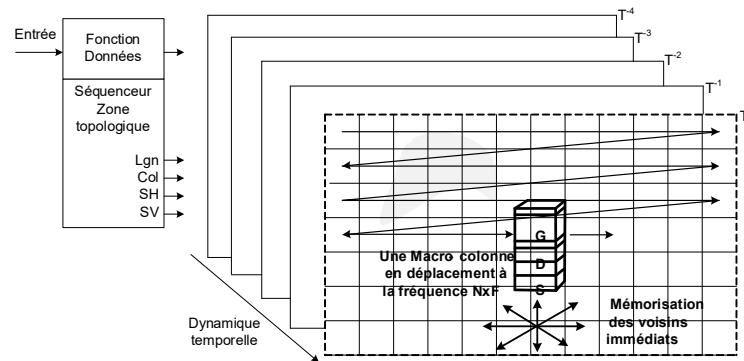
N Macro-colonnes fonctionnant à une fréquence $F < 200$ Hz



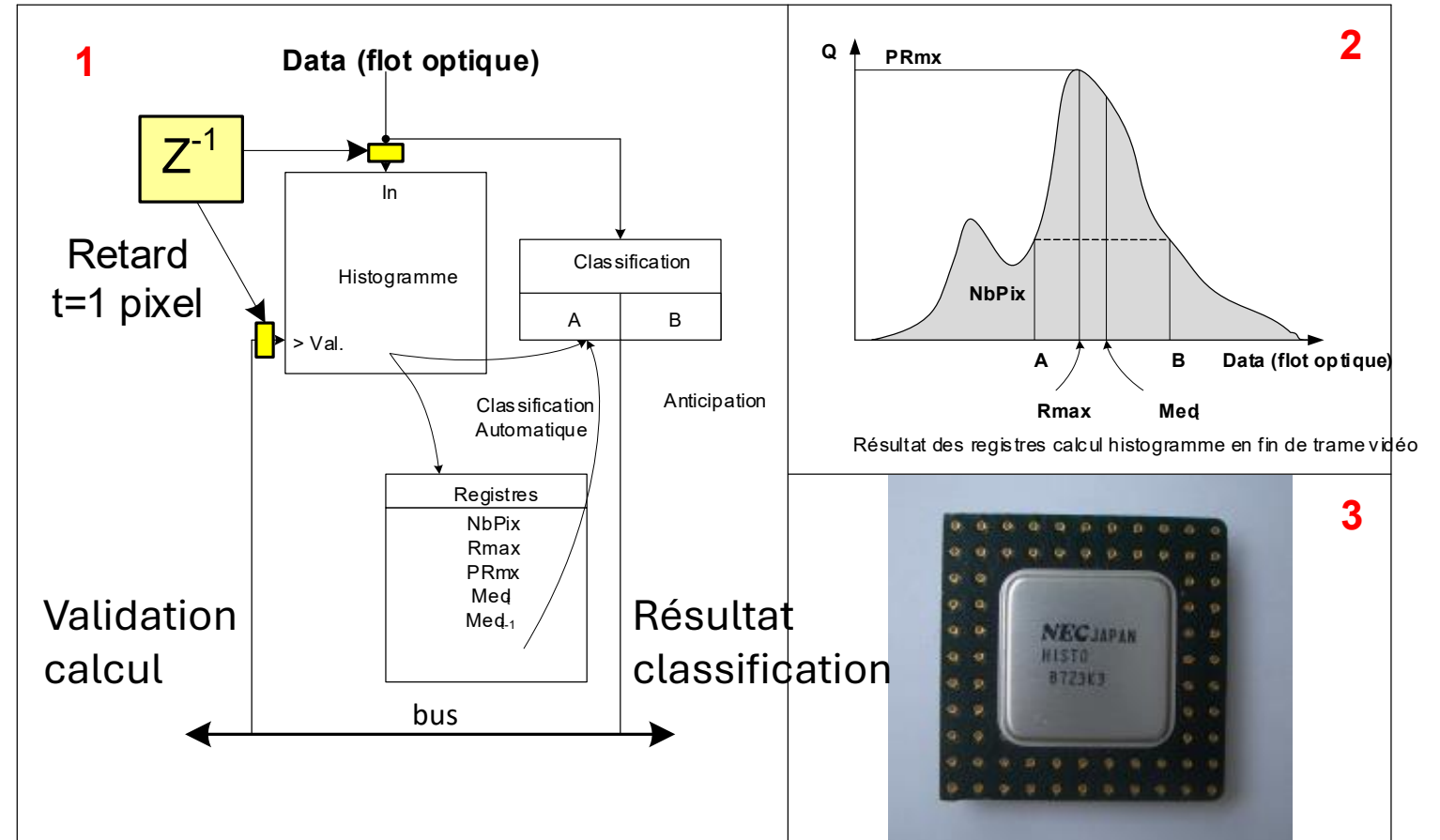
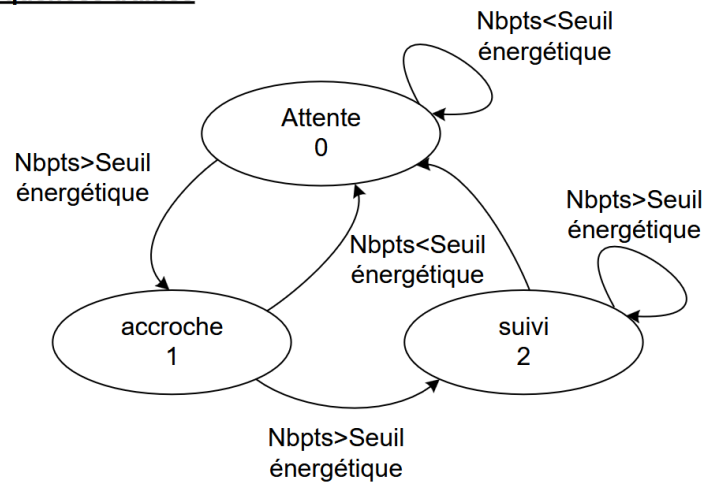
Représentation bioinspirée



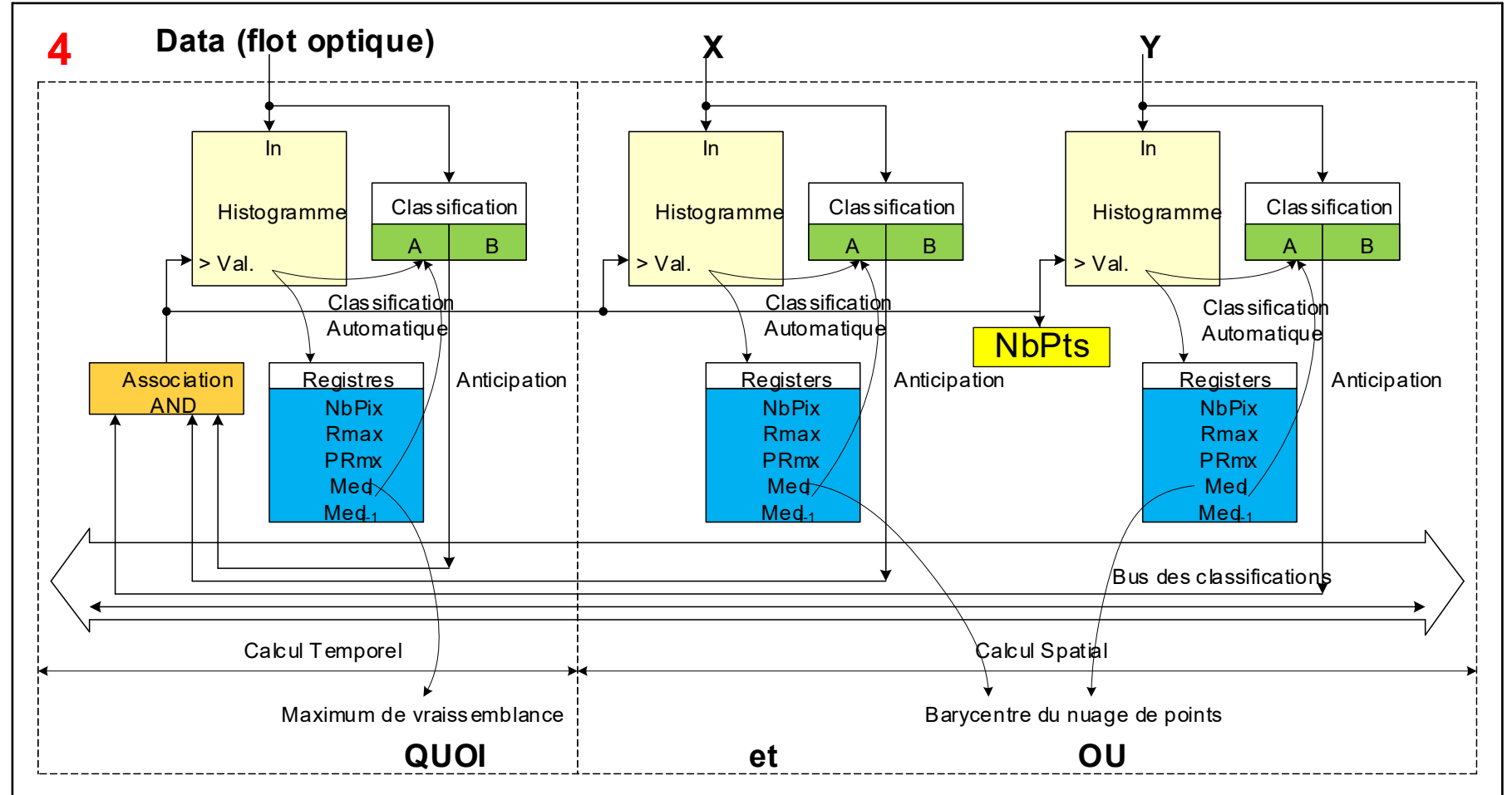
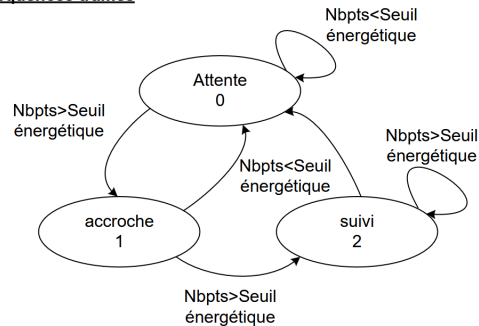
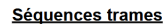
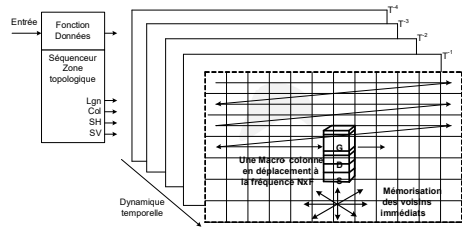
Structure de l'AD



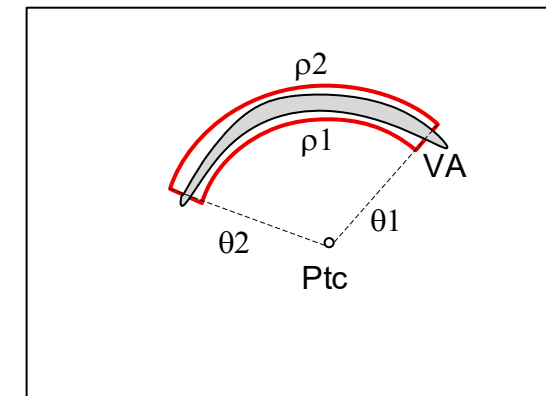
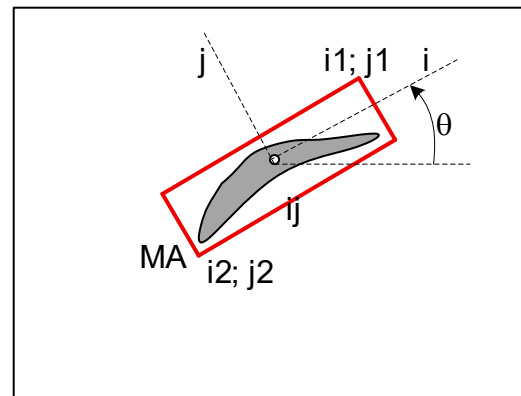
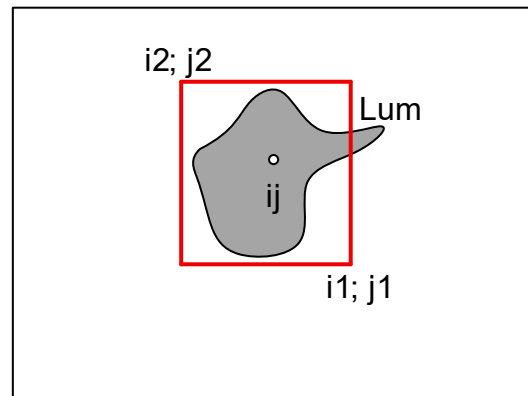
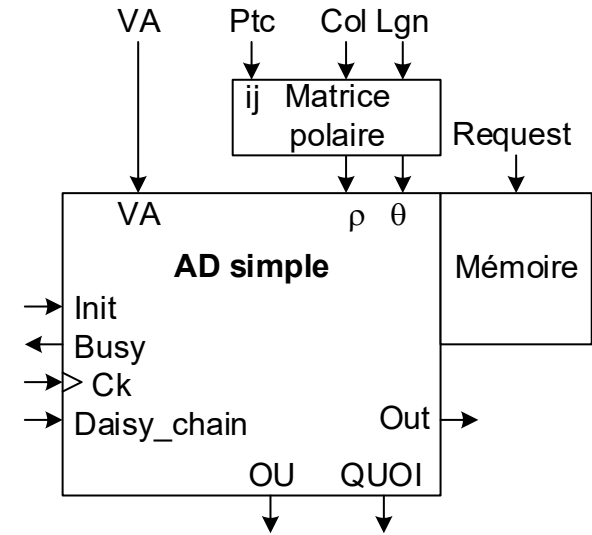
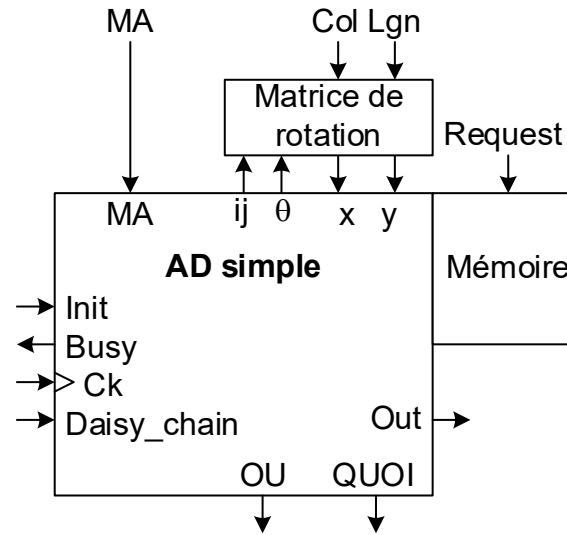
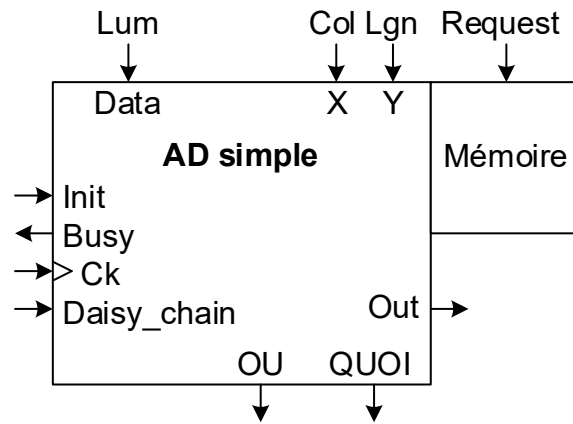
Séquences trames



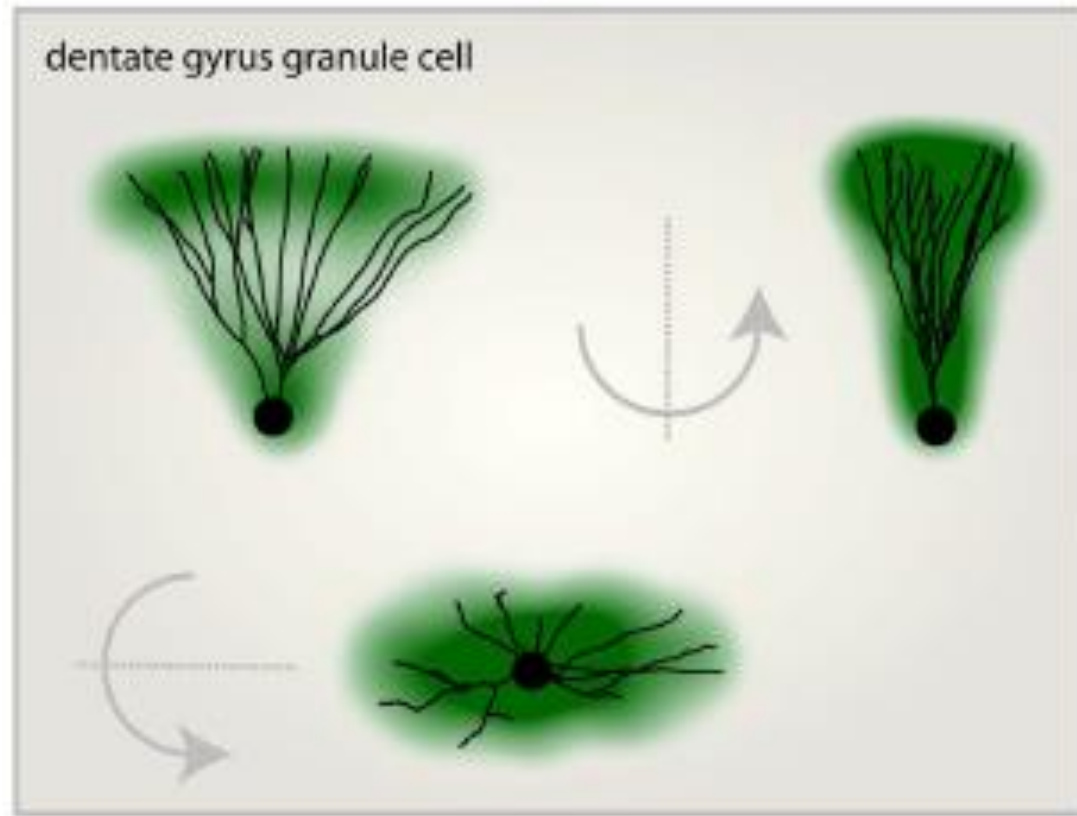
Structure de l'AD



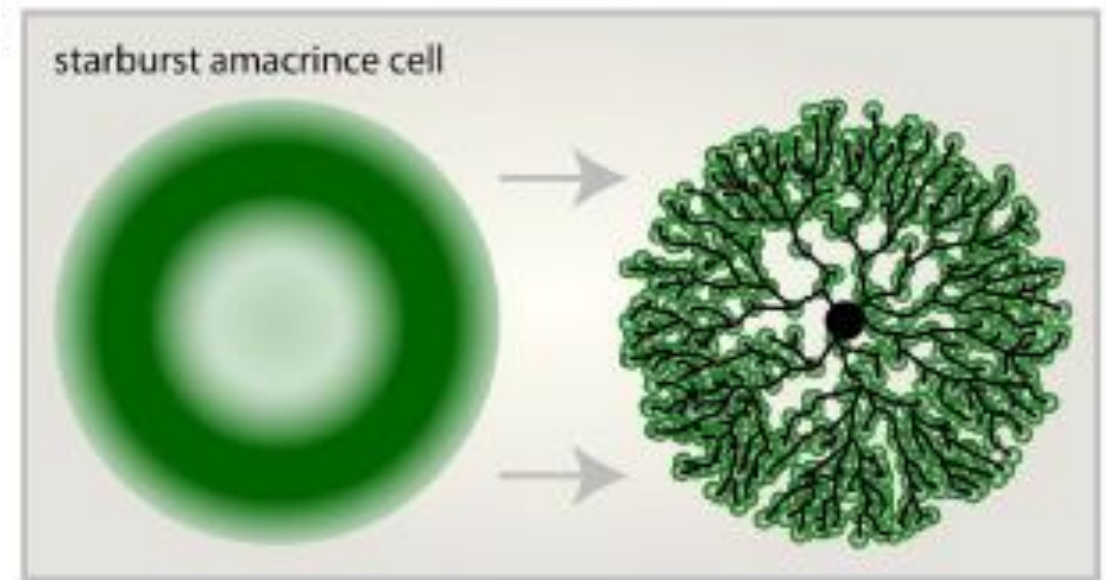
AD à histogramme mono-linéaire



Analogie neuronale



Droites



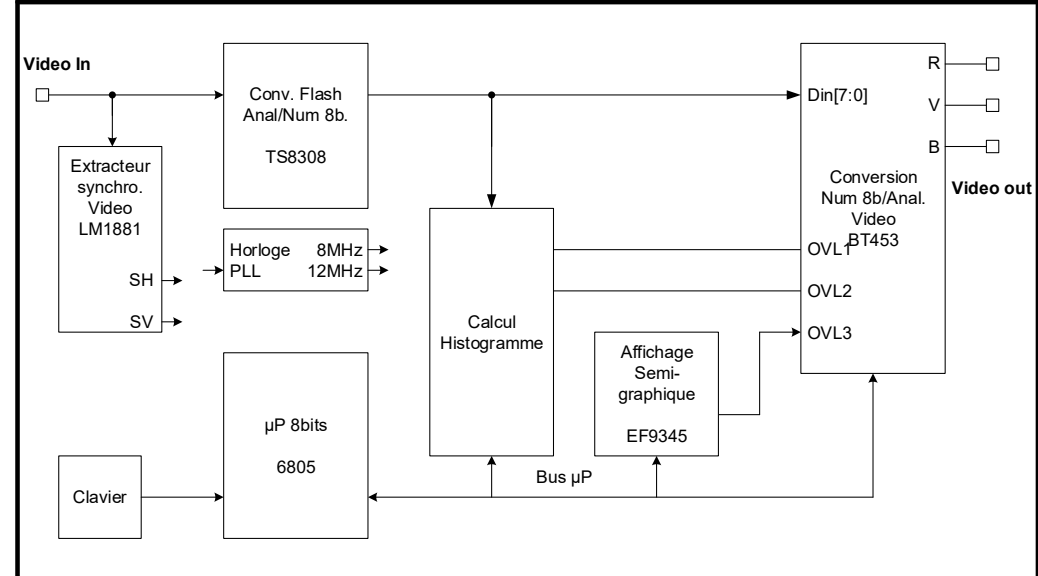
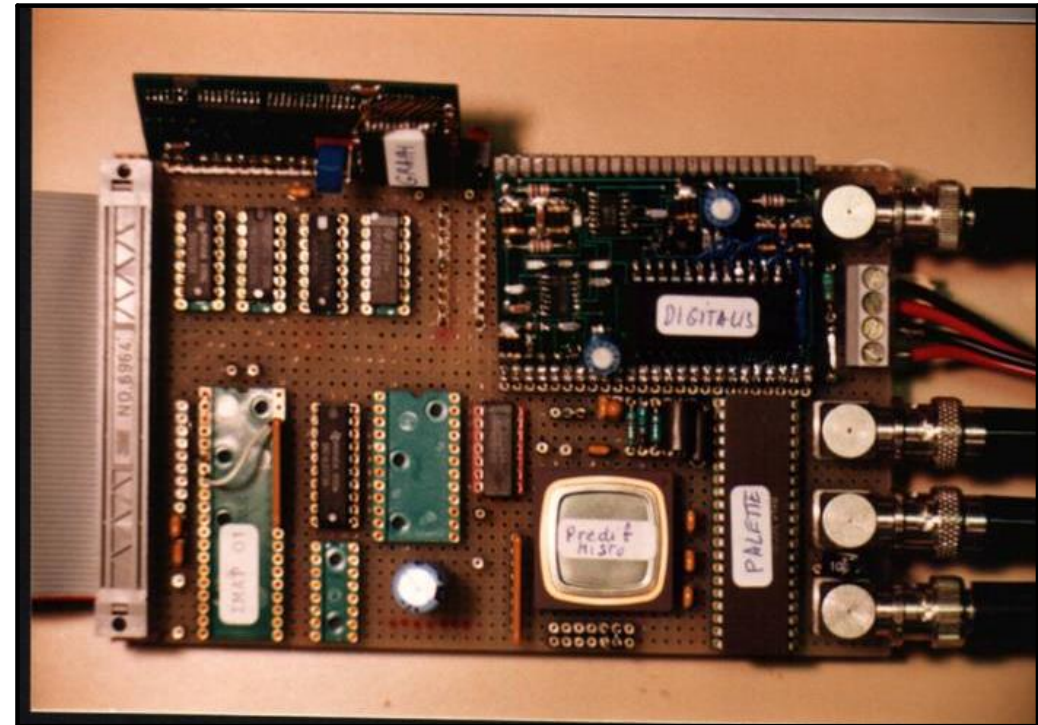
Courbes

Densité de champs dendritiques

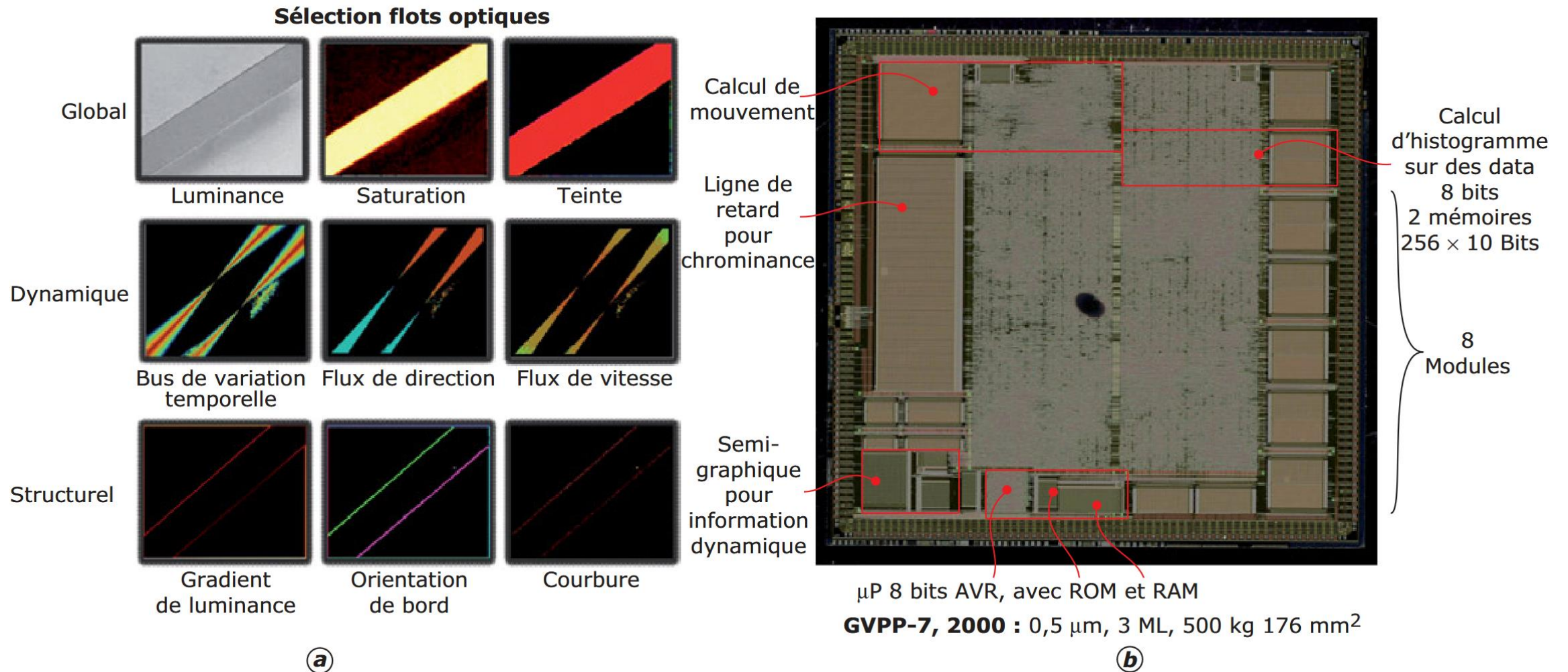
Premier design: 1986

Première pièce

Circuit industriel

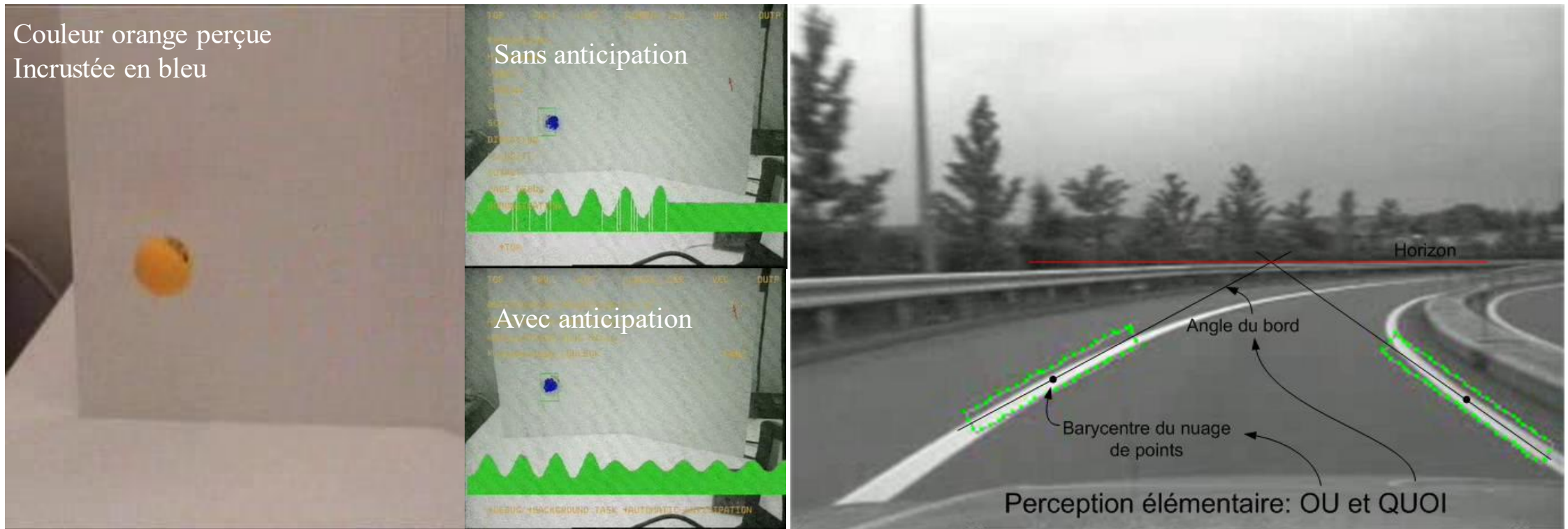


GVPP7 : année 2000



Application de l'AD

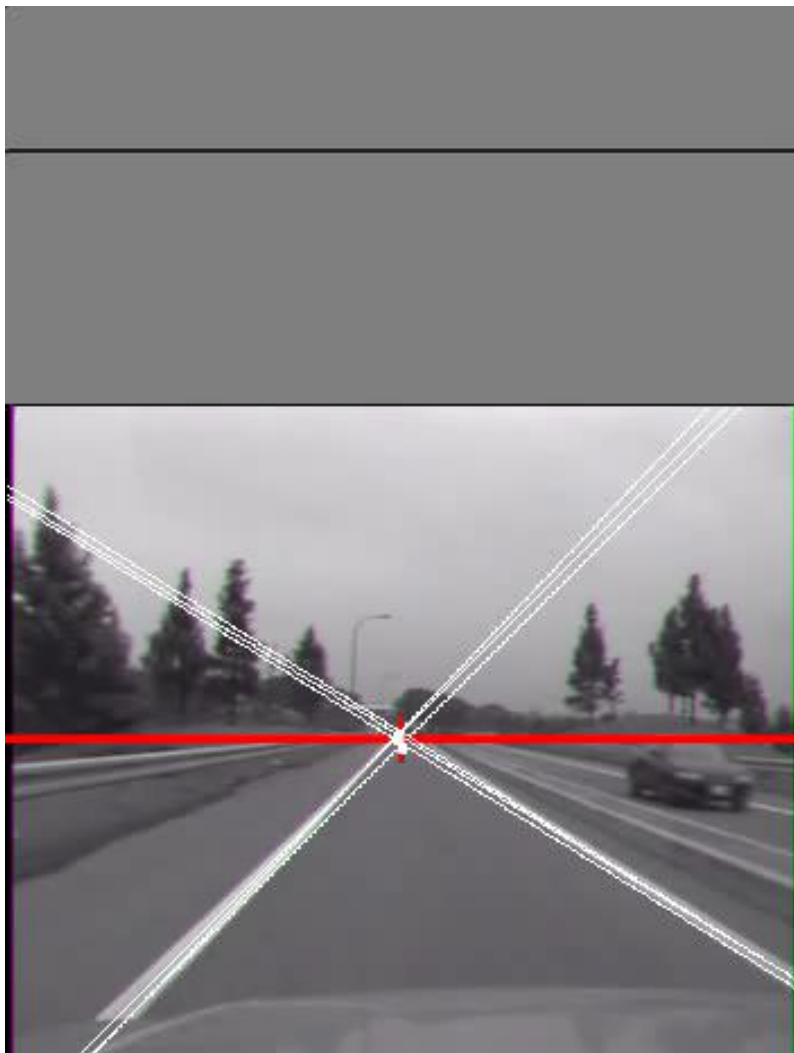
Changement de fonctionnalité par le choix de l'information en entrée



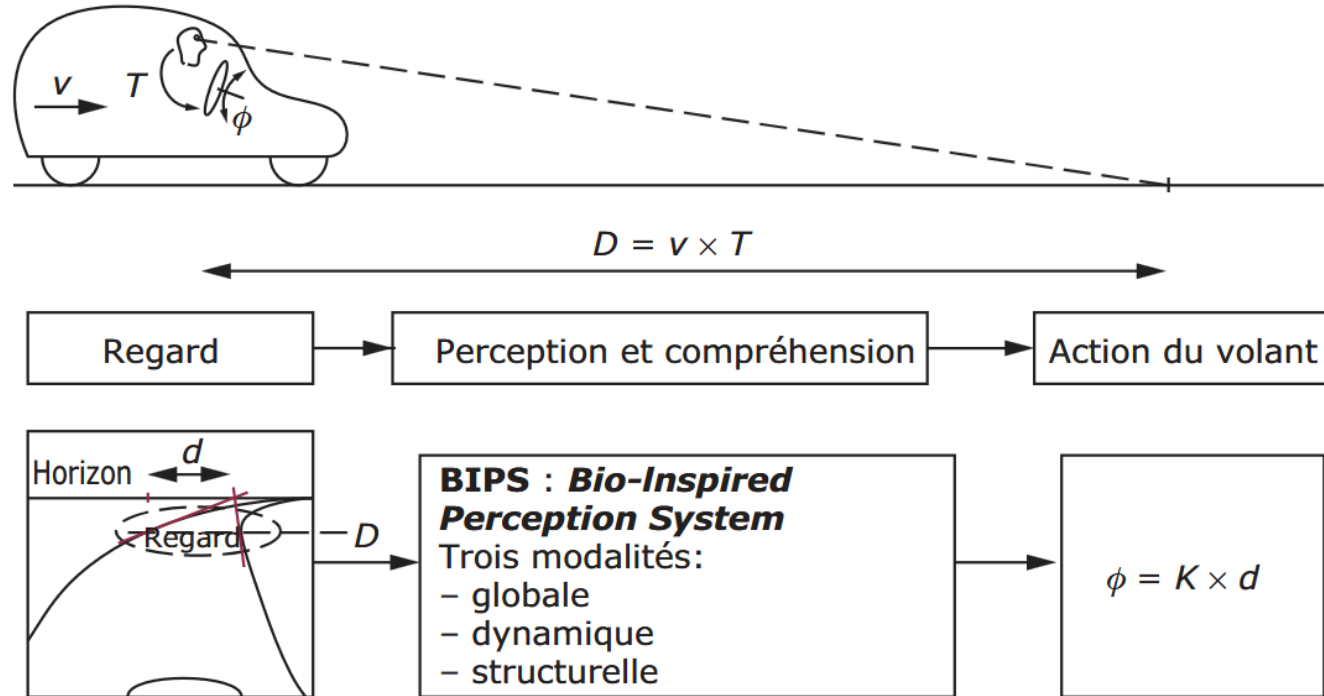
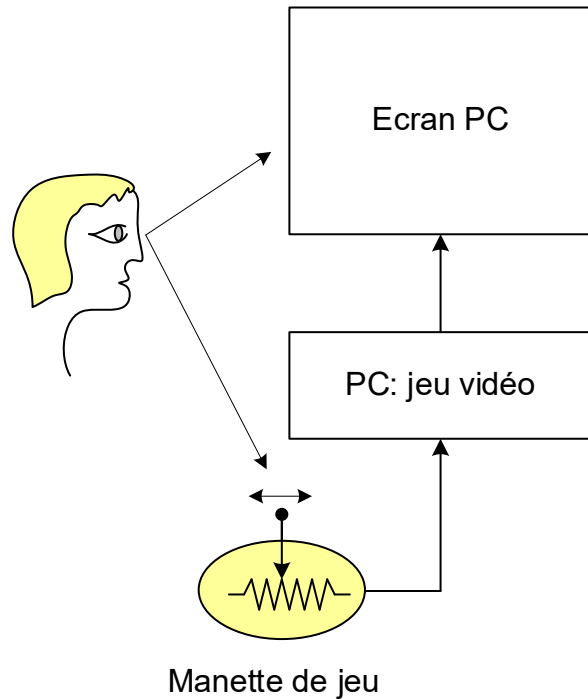
Vidéo: suivi objet et lignes



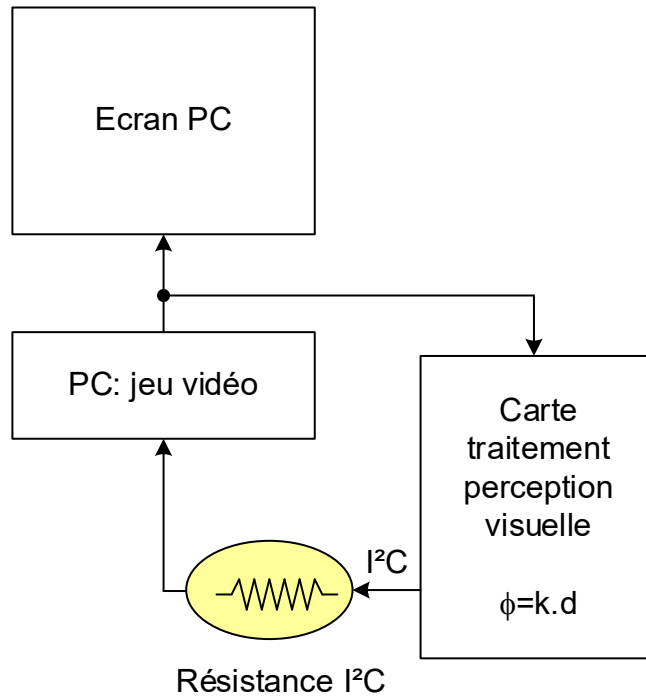
Applications de suivi dynamique de lignes



Simulateur de conduite avec $\phi = k.d$



Simulateur de conduite avec $\phi=k.d$



Changement de point de vue

Vue du capteur

$$u = \beta_u \frac{x_v}{y_v} + u_o$$

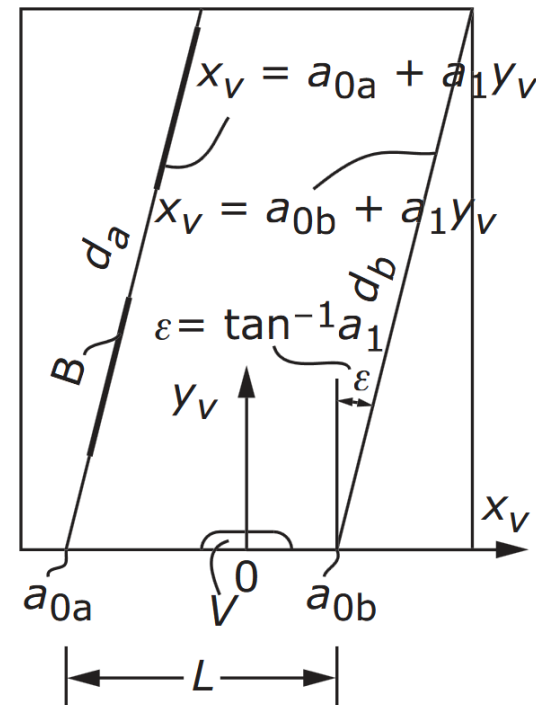
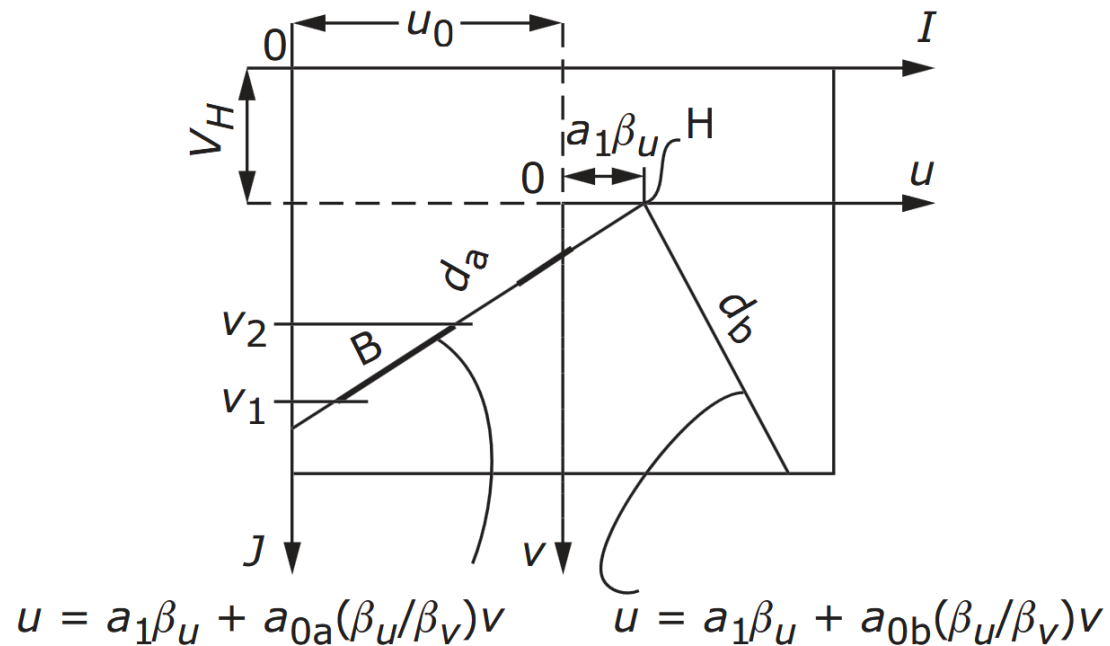
$$v = \beta_v \frac{1}{y_v} + V_H$$

(1) homomorphisme

$$x_v = \frac{\beta_v}{\beta_u} \frac{u - u_o}{v - V_H}$$

$$y_v = \beta_v \frac{1}{v - V_H}$$

(2) Compréhension de la scène



Labélisation de véhicules et cycles

1 - Perception
de la scène



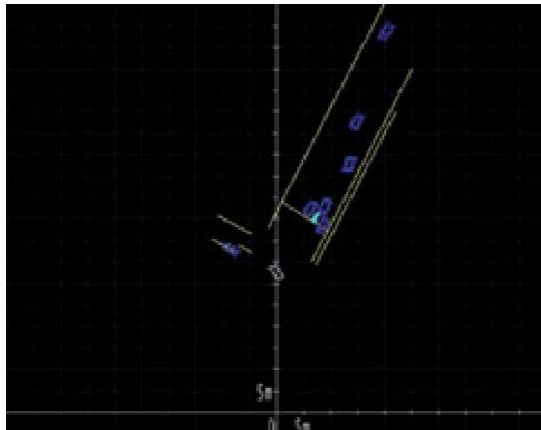
(a)

2 - Détection des
bords de la chaussée



(b)

3 - Changement
de point de vue



(c)

4 - Analyse de scène
dans un plan 2D

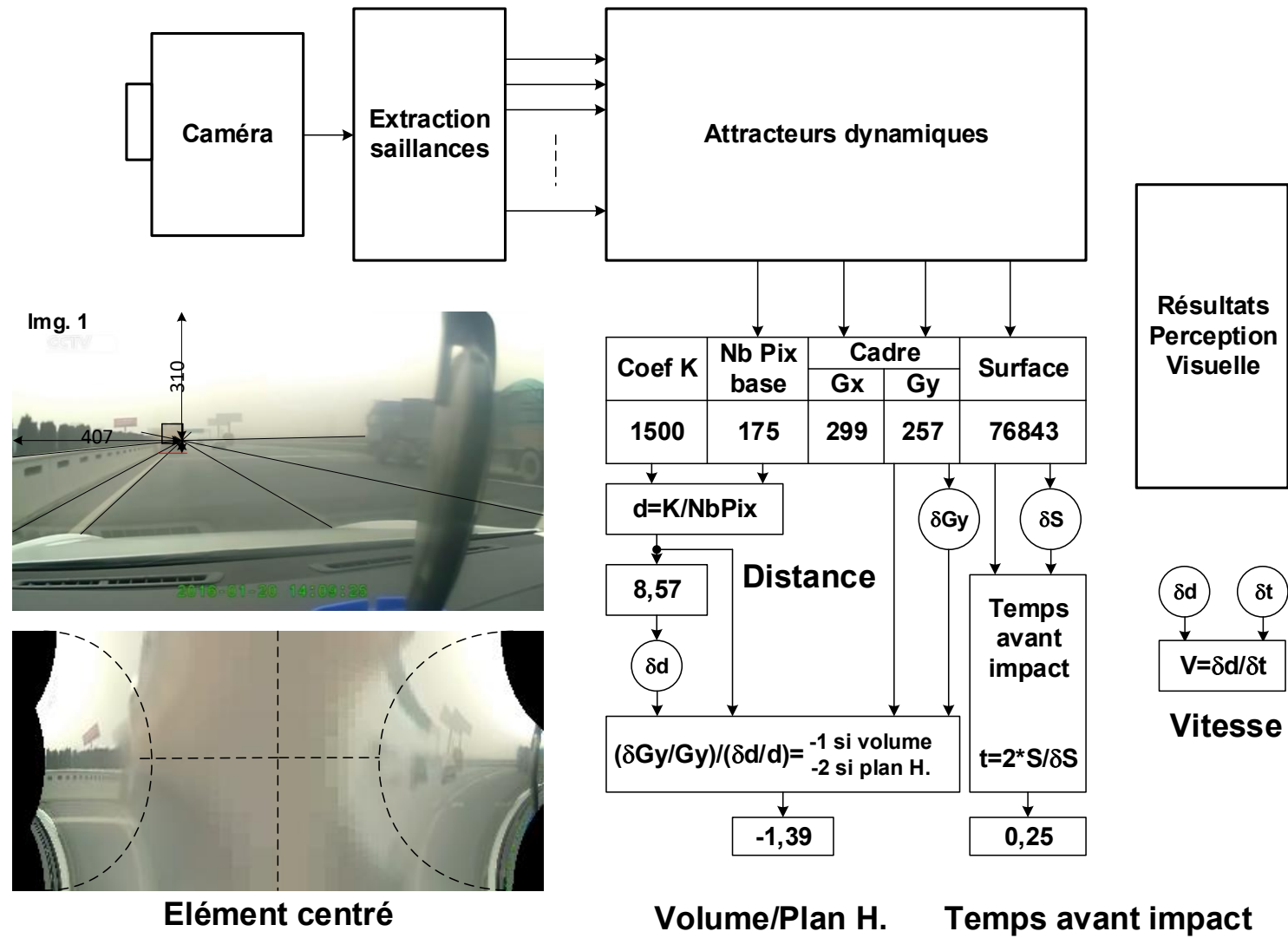


(d)

Labélisation de véhicules et cycles



Application à la détection d'obstacle



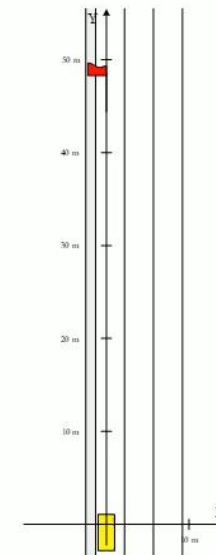
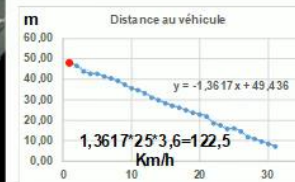
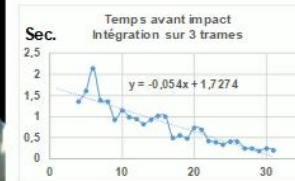
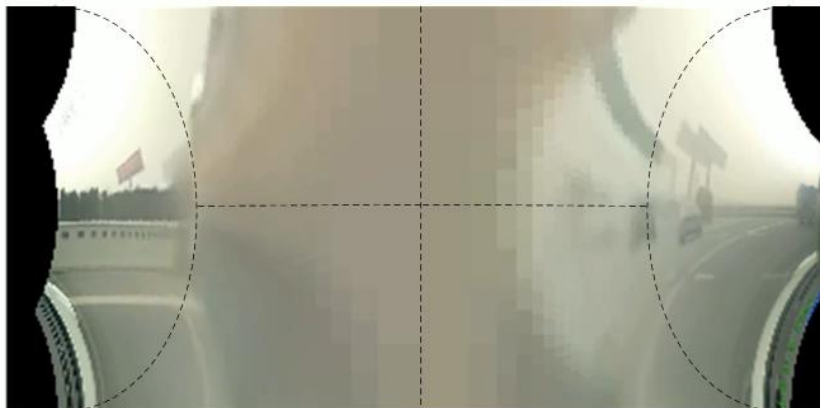
Application à la détection d'obstacle



Coef K	Nb Pix base	Cadre		Surface
		Gx	Gy	
1500	31	54	48	2592

$d = K / \text{NbPix}$

48,39



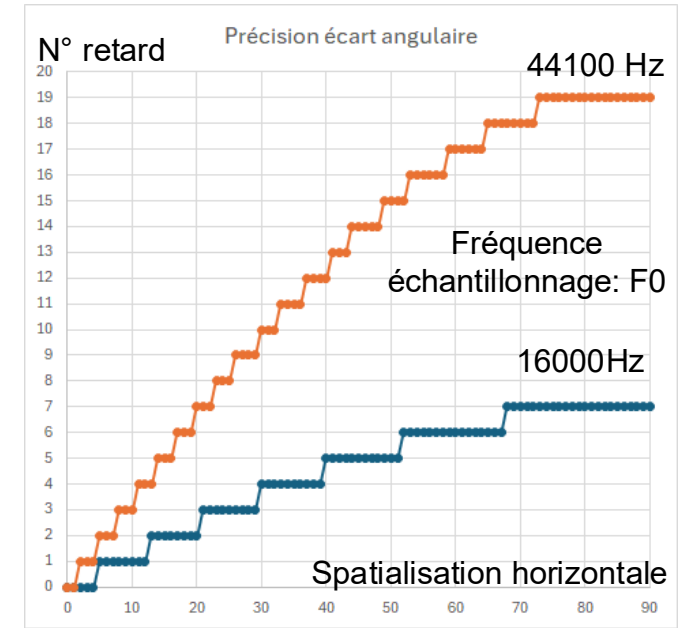
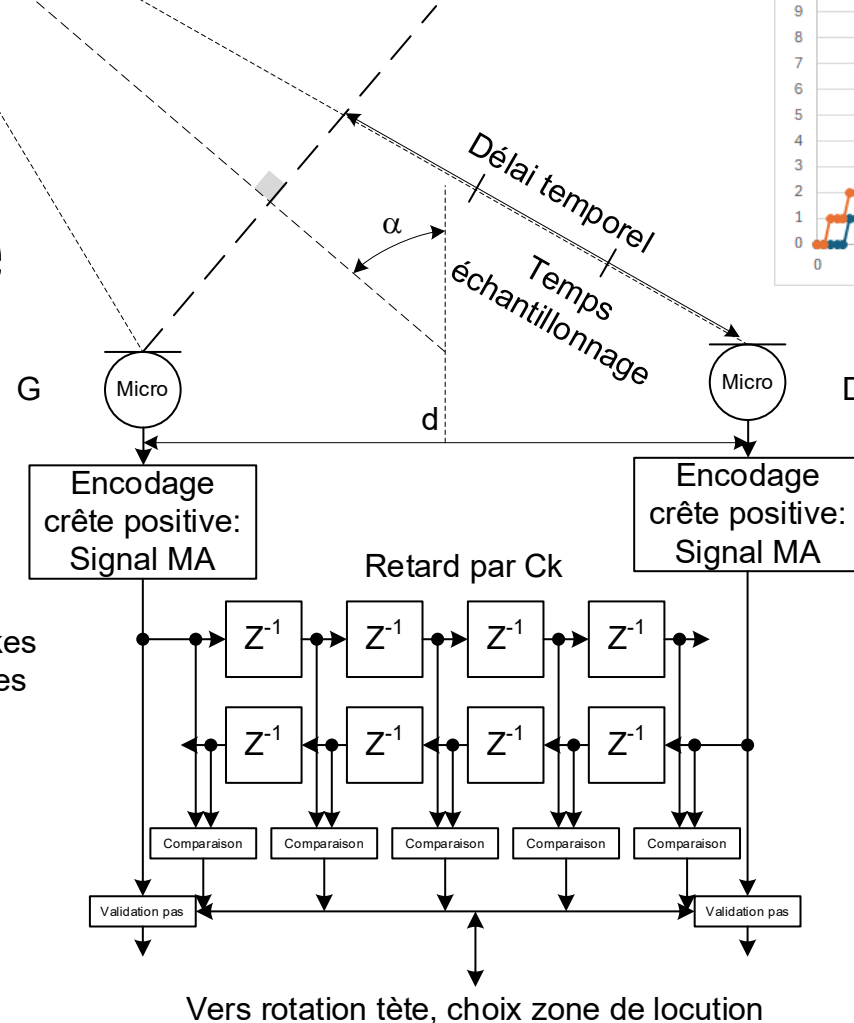
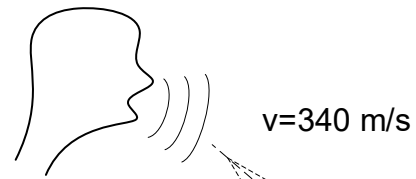
Début de la vision binoculaire en 2007



Application: Boucle sensori-motrice

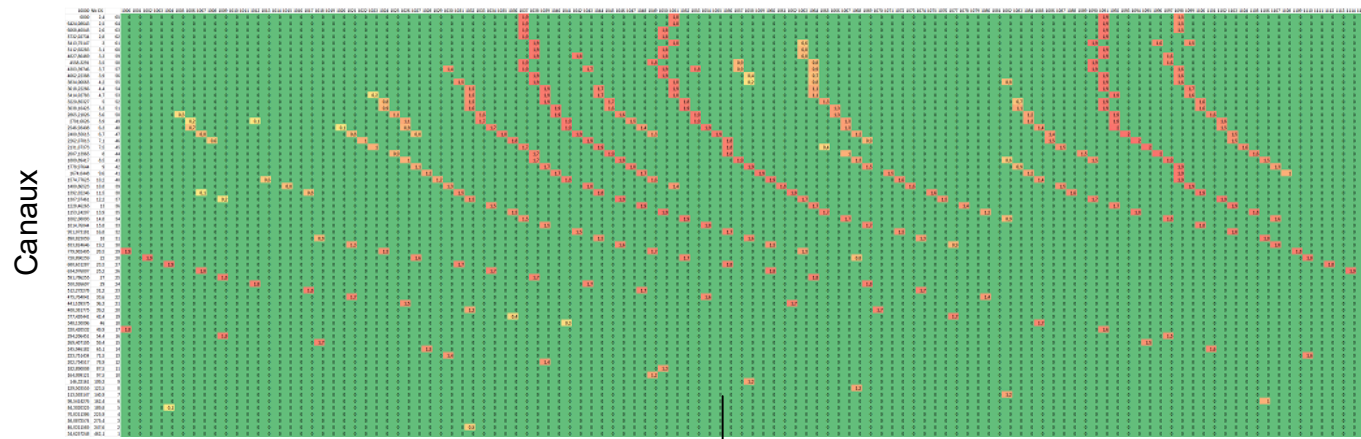


Fonction binaurale

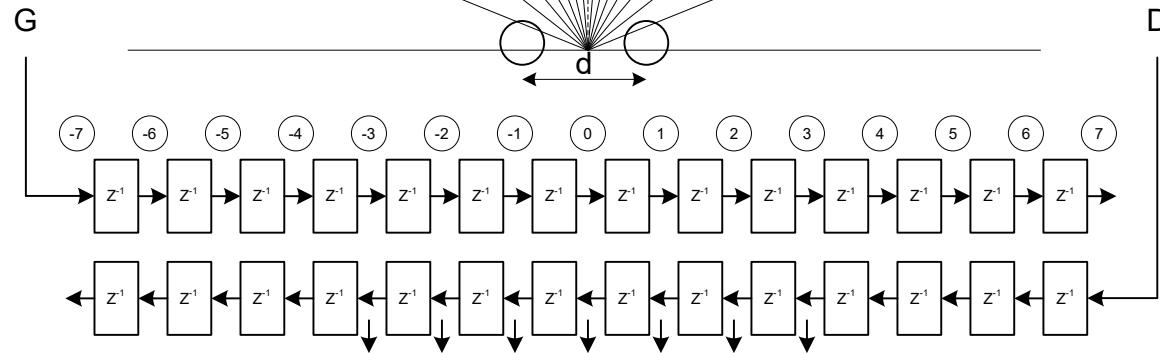
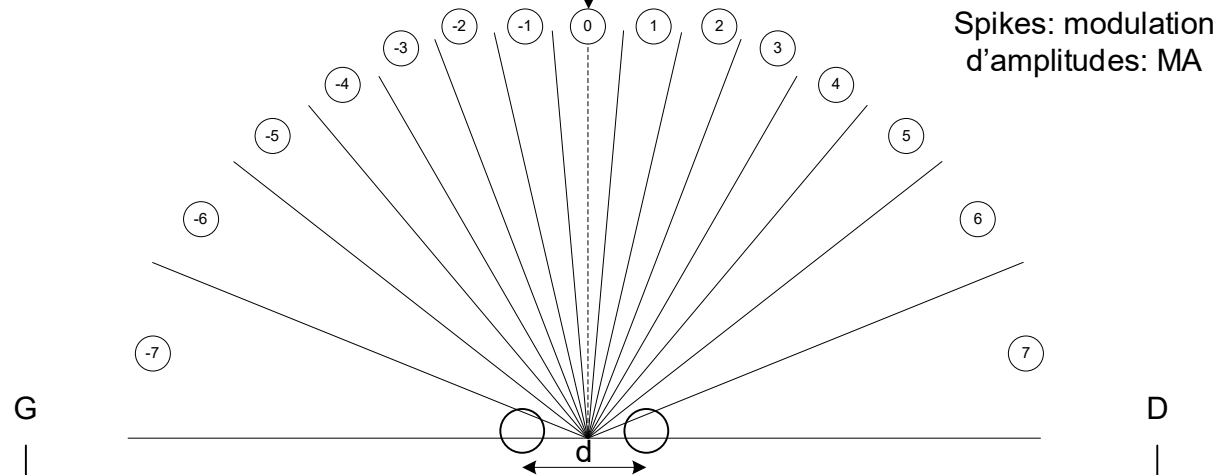


$$\text{Nb pas} = \frac{F0 \cdot d \cdot \cos(90 - \alpha)}{v}$$

v : célérité de l'air 340 m/s
 $F0$: fréquence d'échantillonnage du signal d'entrée standardisé à 44100 Hz
 d : distance entre les deux micros 0,15 m
 α : angle entre l'objet sonore et la médiatrice des deux micros



Entrée son -a- sur 120 Ck soit 7,5 ms
Centrage entre les deux micros



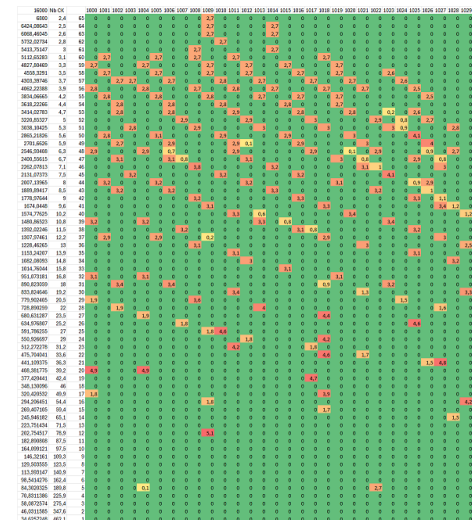
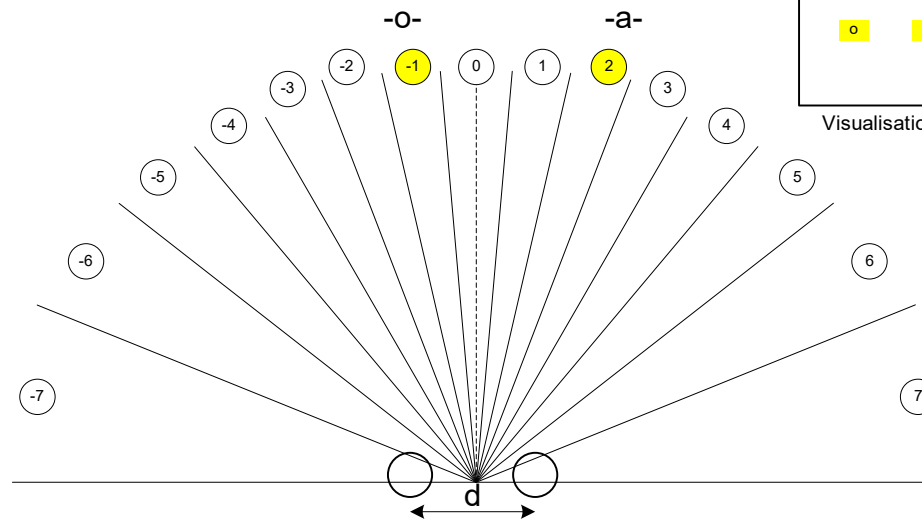
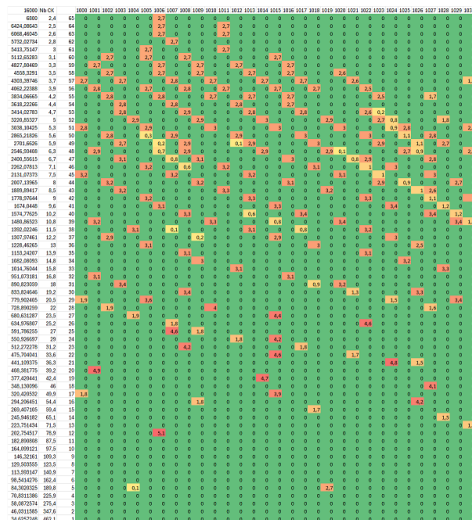
Test par unité de temps Ck:
1 si canaux(i) G et D identiques et >0
Sinon 0
Somme de tous les résultats
Intégration récursive $\tau=40$ Ck et seuil de validation.

Test sur 1000 Ck



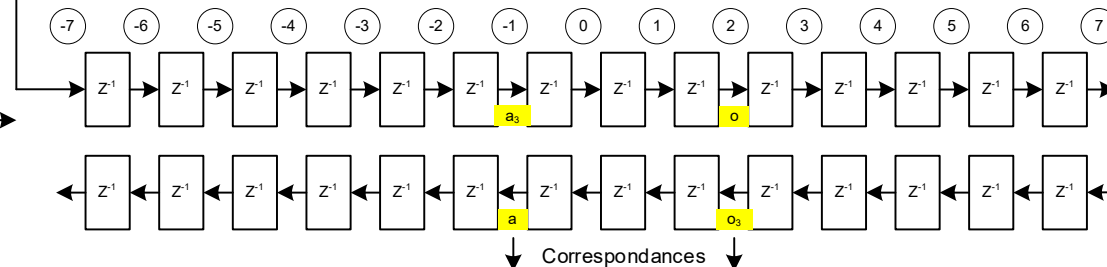
Discrimination entre
traitements adjacents
Filtrage par
intégration temporelle

Choix entre deux locuteurs espacés



Réception (o+a)

Séquence: $a_3 \dots o$



Réception ($o+(a+3Ck)$)

$a \dots o_3$: Séquence

Original

Extraction -a-

Choix:
Le cortex ne
traite qu'une
seule voie à
la fois.

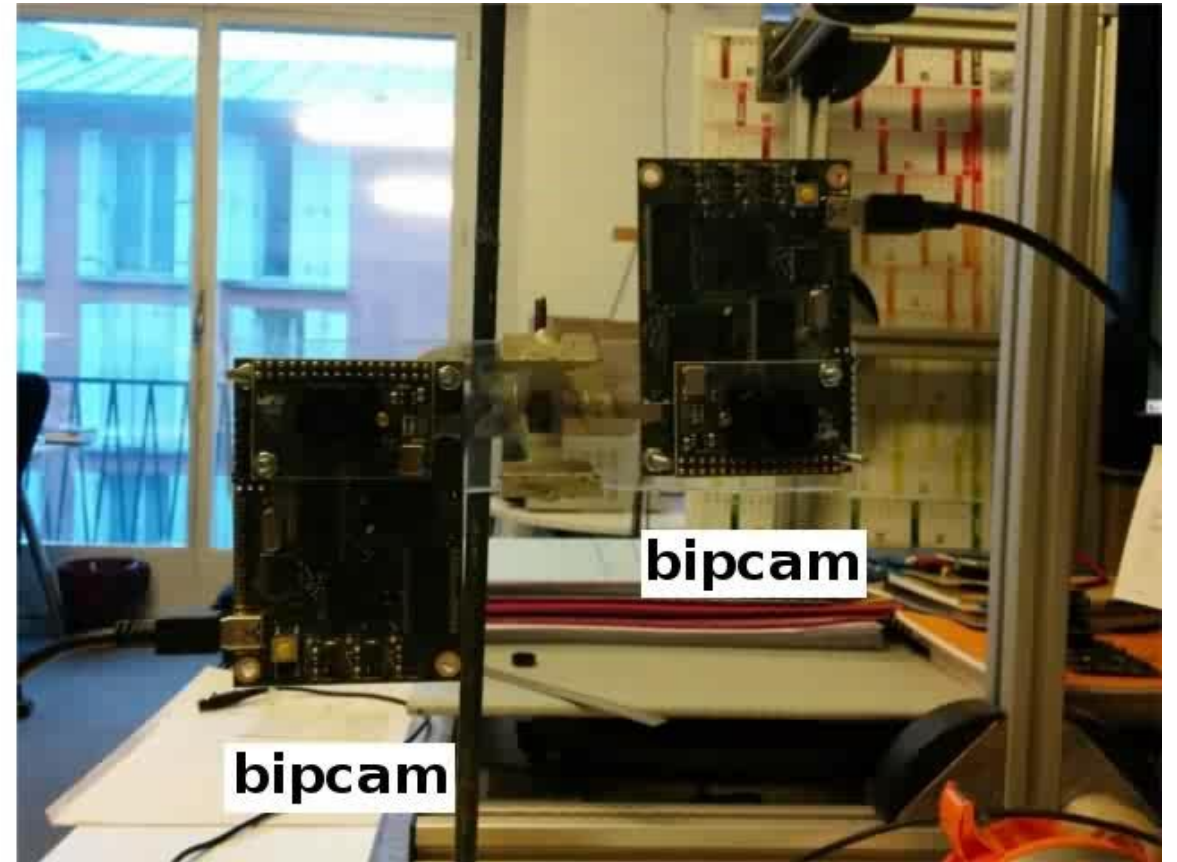
Extraction -o-

Original

Précision de la mesure en dynamique

Binnocular System

09/01/2013



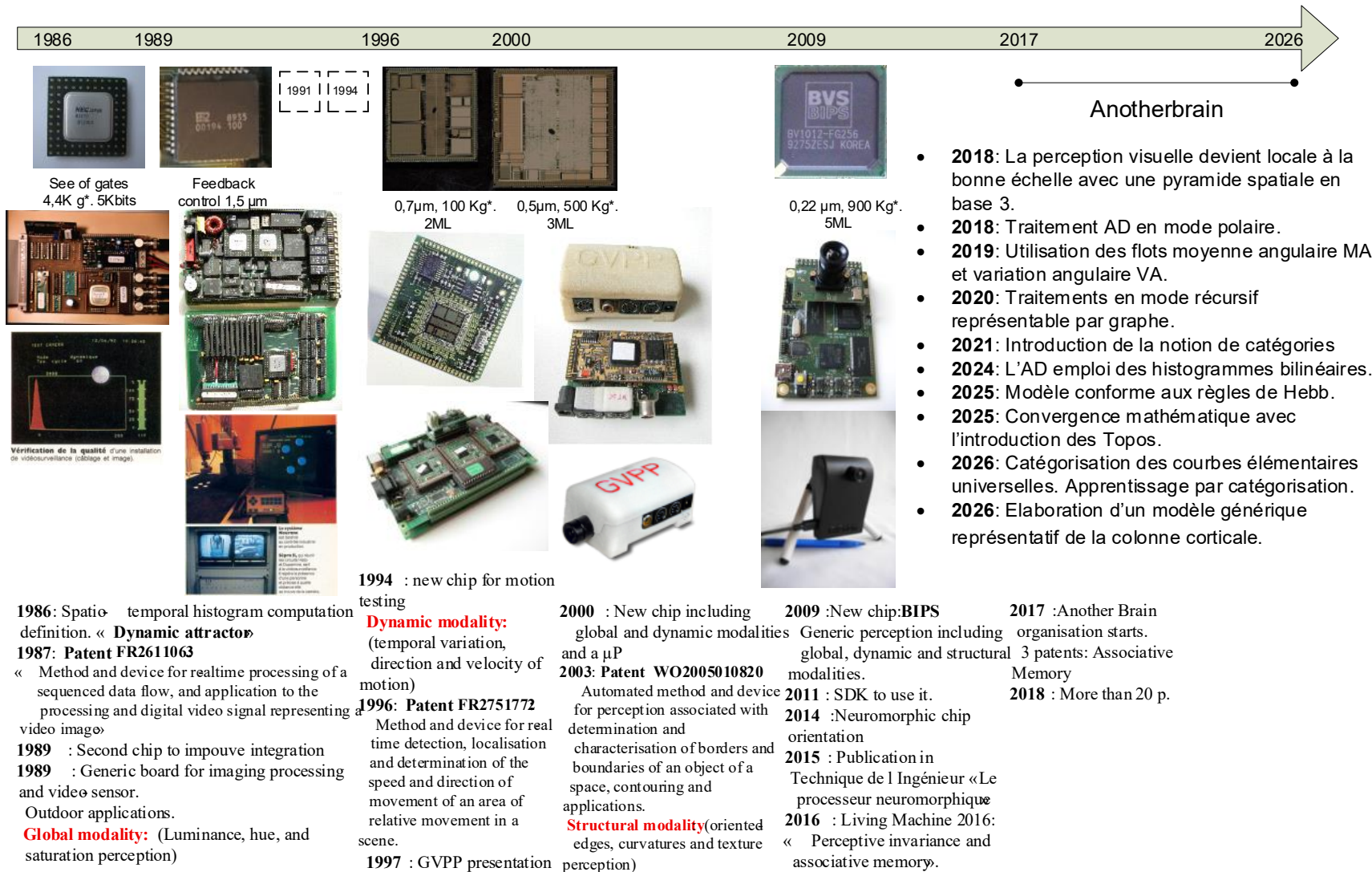
Guillaume Havard

Collaboration académique



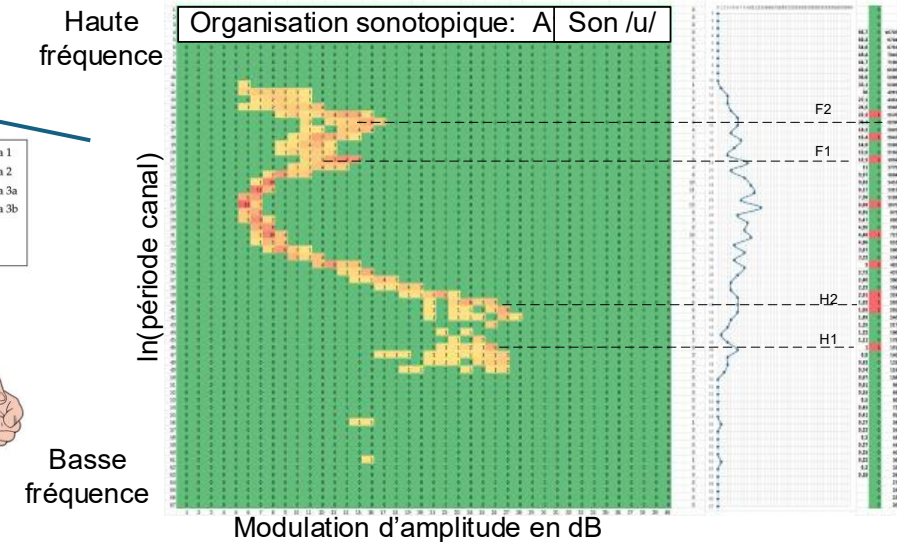
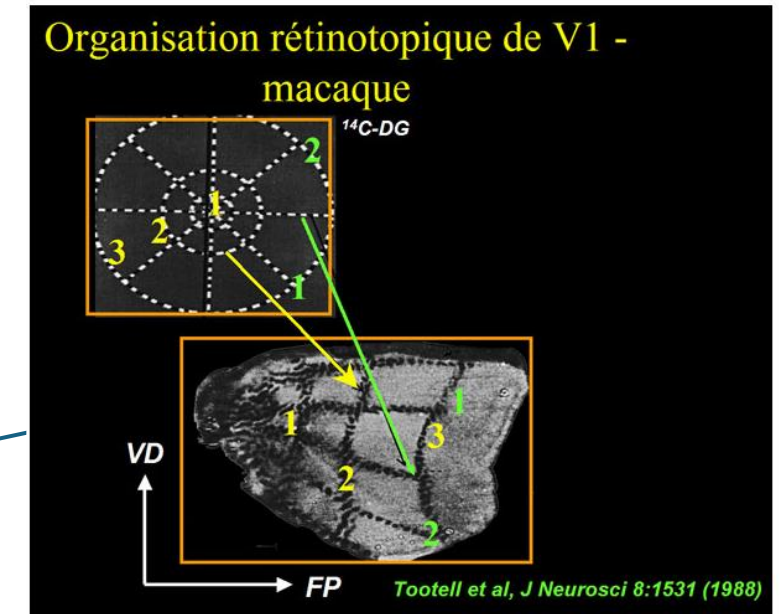
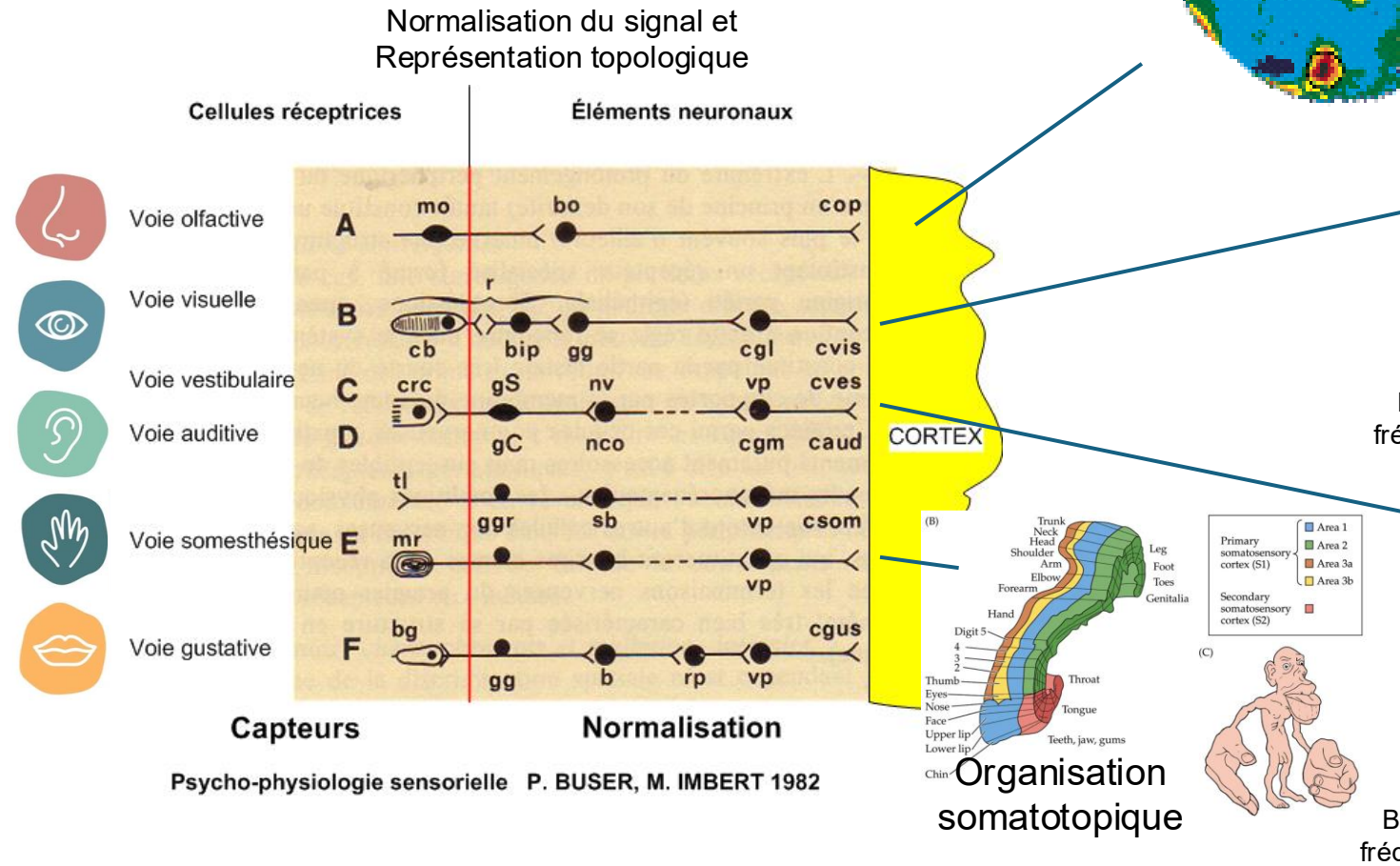
Steve N'Guyen

Historique sur 40 ans d'investigations



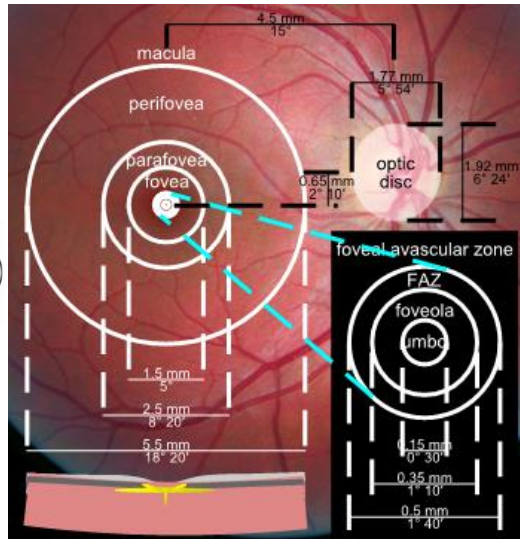
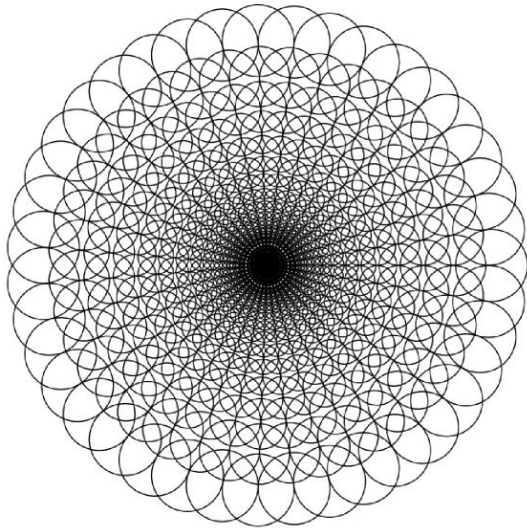
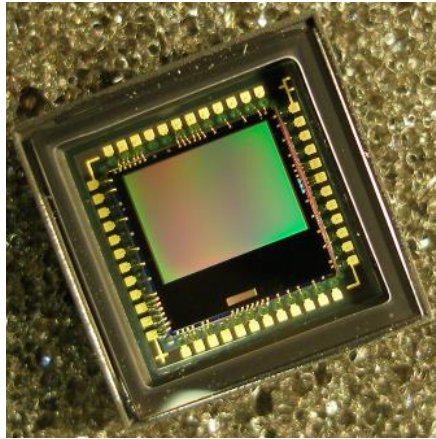
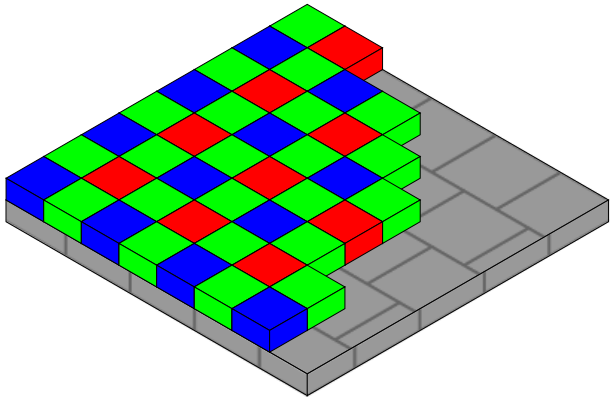
Unification et validation
mathématique d'un
modèle générique
1- Perception physique

Interface capteurs/cortex

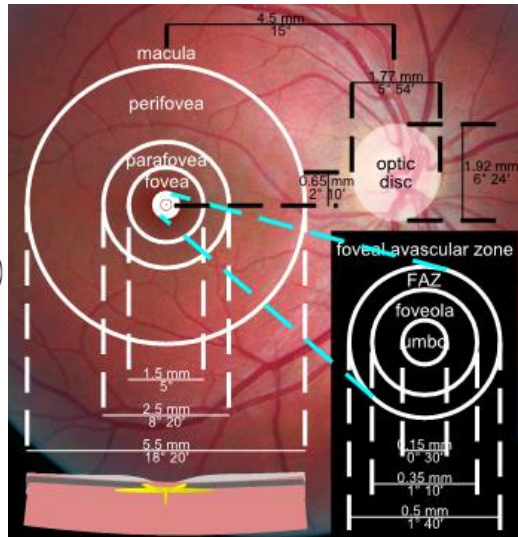
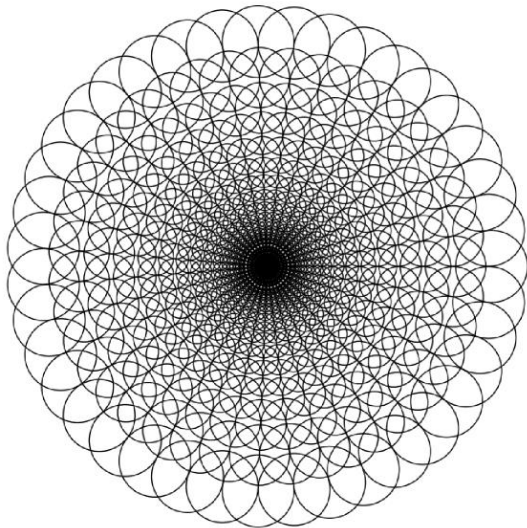
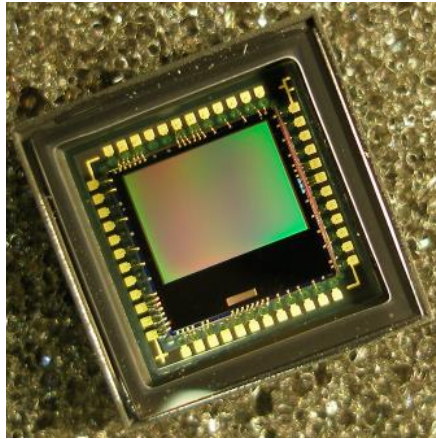
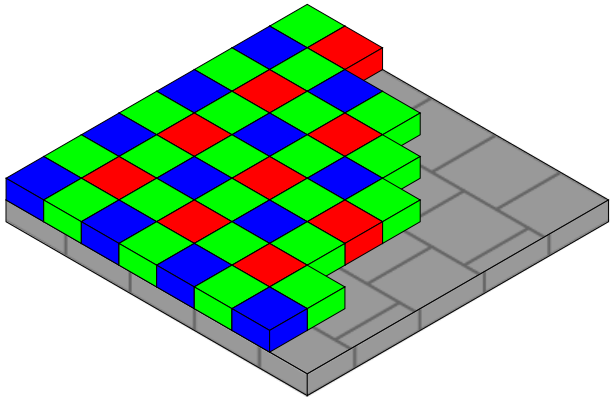


Chaque entrée cortex est topologique: Catégorie de base (Le site C)

Vision biologique vs électronique



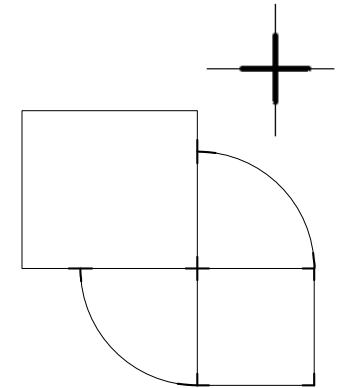
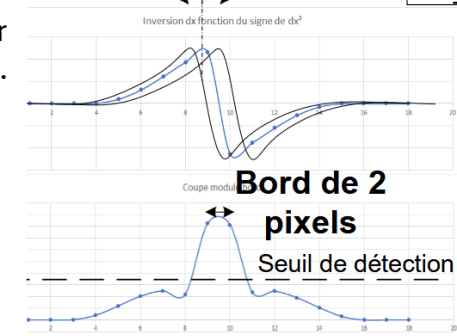
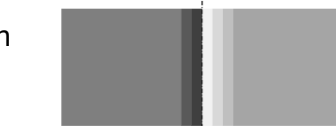
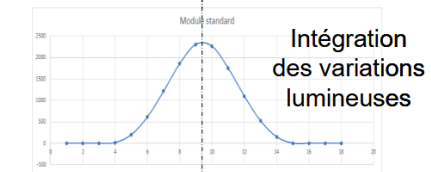
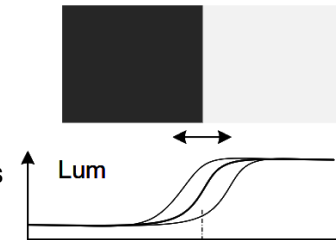
Vision biologique vs électronique



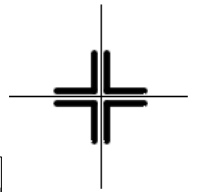
Calcul des bords par dérivation des axes x, y

Augmentation du contraste local.
Observation des bandes de E. Mach et modèle Retina de J. Héroult

Vibration de l'œil due à la perturbation musculaire induite par les champs électriques du cerveau.

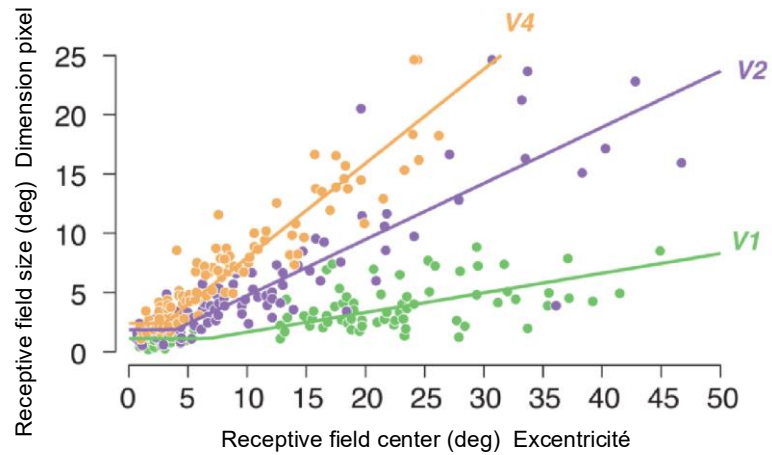


Segmentation objets compliquée, les objets sont collés



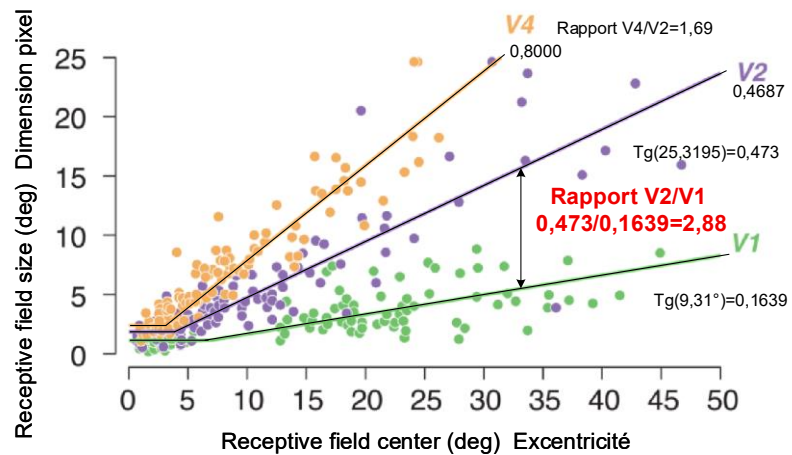
Segmentation objets simplifiée, chaque objet possède son propre contour

Intérêt du bio-inspiré



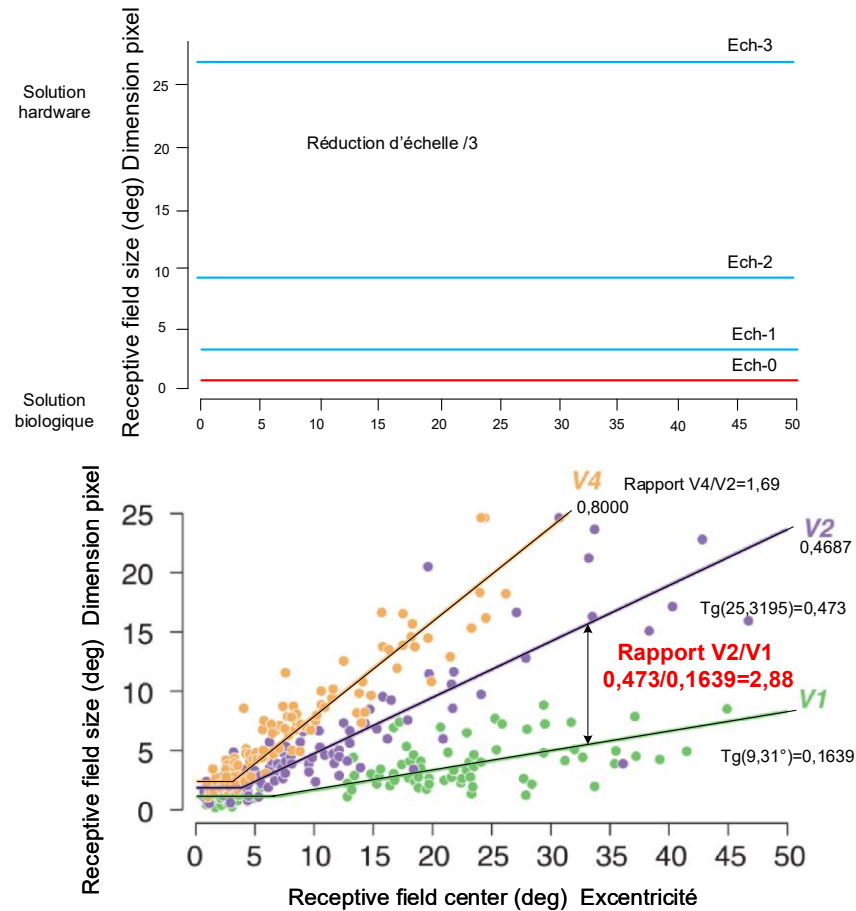
Cortical magnification factors in V1, V2 and V4 adapted from (Gattass et al, 1981) and (Gattass et al, 1988) by (Freeman and Simoncelli, 2011).

Intérêt du bio-inspiré



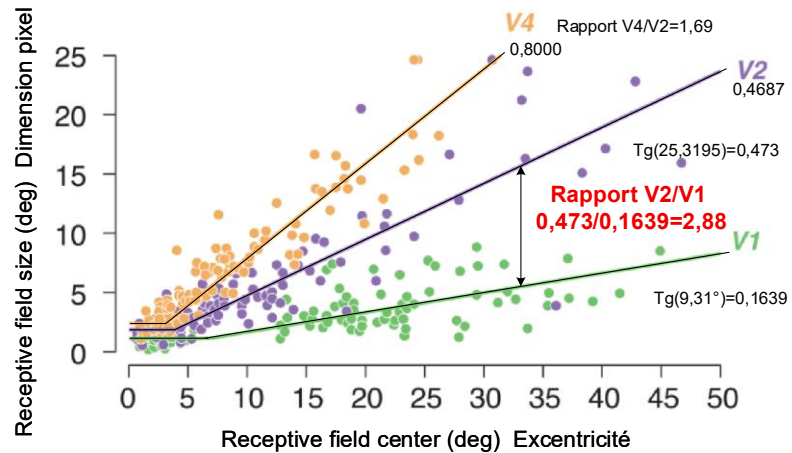
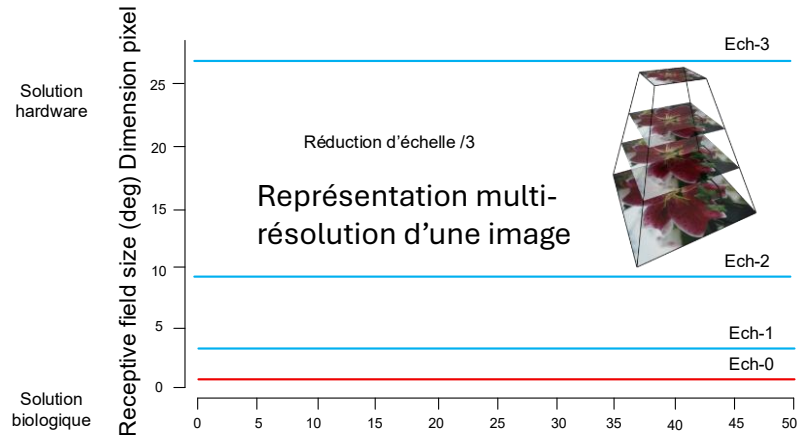
Cortical magnification factors in V1, V2 and V4 adapted from (Gattass et al, 1981) and (Gattass et al, 1988) by (Freeman and Simoncelli, 2011).

Intérêt du bio-inspiré

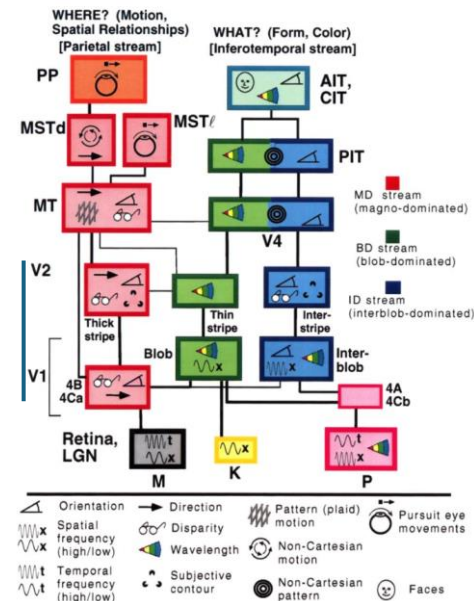
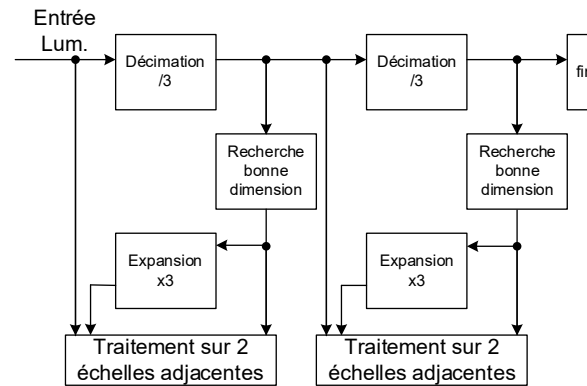


Cortical magnification factors in V1, V2 and V4 adapted from (Gattass et al, 1981) and (Gattass et al, 1988) by (Freeman and Simoncelli, 2011).

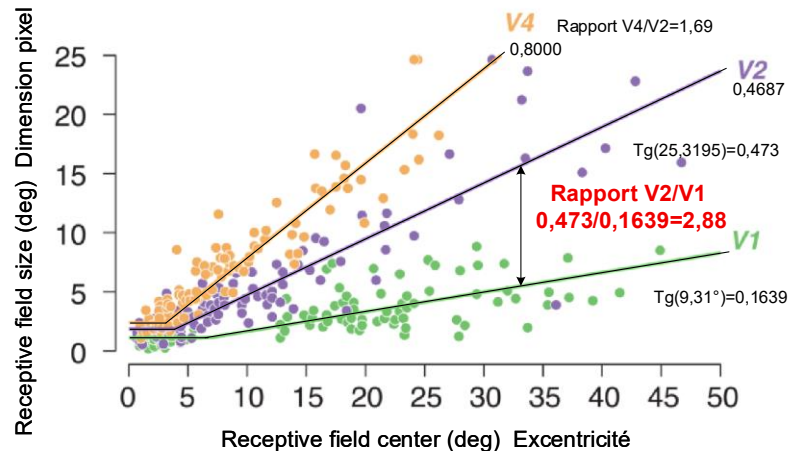
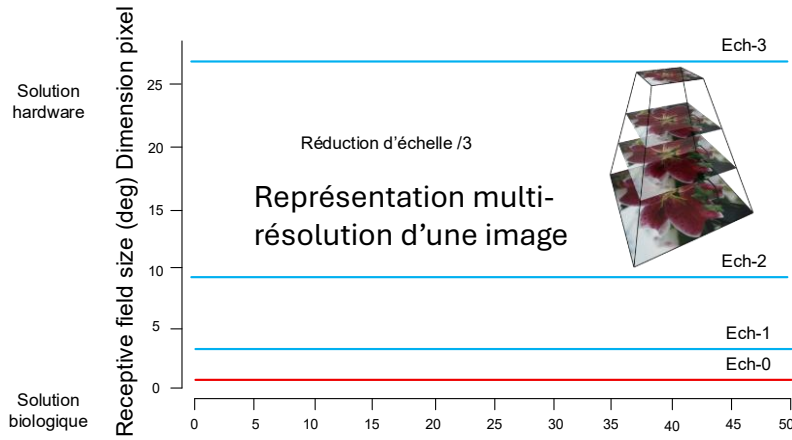
Intérêt du bio-inspiré



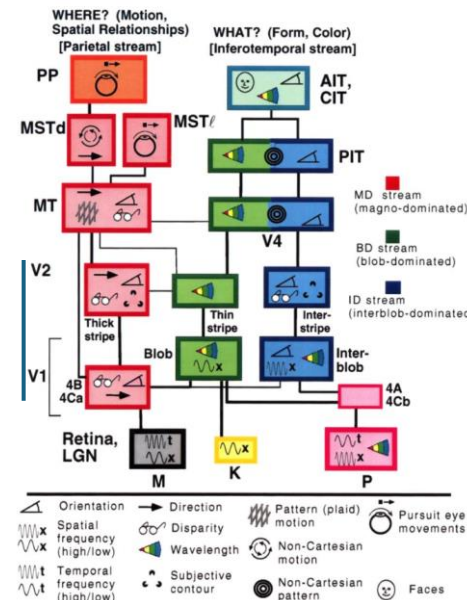
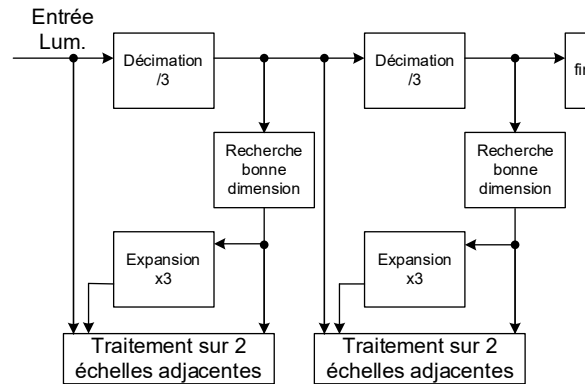
Cortical magnification factors in V1, V2 and V4 adapted from (Gattass et al, 1981) and (Gattass et al, 1988) by (Freeman and Simoncelli, 2011).



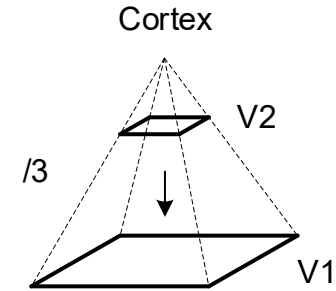
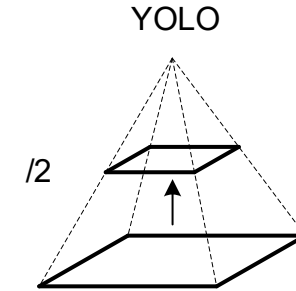
Intérêt du bio-inspiré



Cortical magnification factors in V1, V2 and V4 adapted from (Gattass et al, 1981) and (Gattass et al, 1988) by (Freeman and Simoncelli, 2011).



Décimation

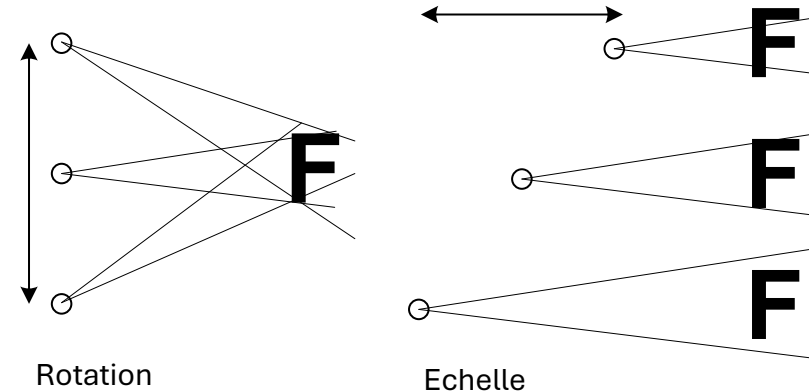


Gain base 3

En codage de l'information: 58%

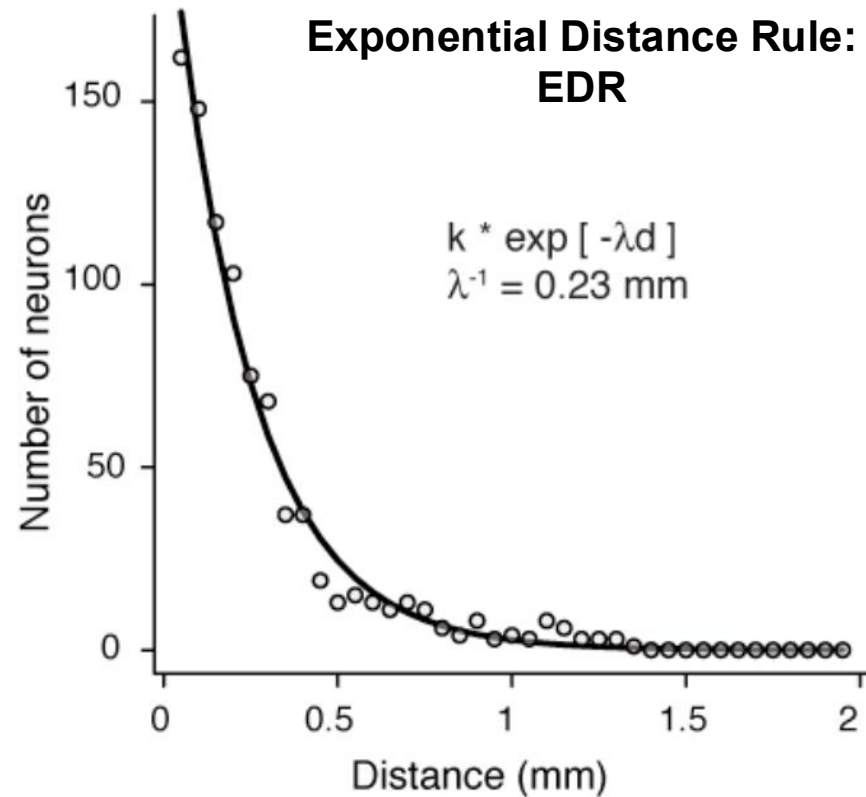
En nombre de connexions: -40%

Position du regard



Faisceaux (Sheaves) multi-échelles F: le système multi-échelles base 3 correspond à un faisceau sur le site C

Topologie générique du cortex cérébral



This intrinsic connectivity is highly local, with an exponential decrease in the density of labeled neurons along increasing distance from injection site (Fig 1.2B)

Exploration of the inter-areal cortico-cortical network of the macaque monkey

Nikola Markov Th2010

Topologie générique du cortex cérébral

La correspondance de la courbe $k \times 2^{-r/3}$ avec celle de N. Markov permet de donner une valeur moyenne de la maille corticale correspondant à un pas moyen de **53 μm** .

Le rapport de réduction d'échelle entre V1 et V2 correspondant au nombre d'Euler $e=2,72...$ associé à la règle EDR détermine la relation de taille des champs récepteurs entre échelle.

Diamètre du champ récepteur
fonction de l'échelle:

$e^0 \times 0,053 = 0,053 \text{ mm}$: la colonne

$e^1 \times 0,053 = 0,14 \text{ mm}$:

$e^2 \times 0,053 = 0,39 \text{ mm}$:

$e^3 = 20,1$ soit $20,1 \times 0,053 = 1,07 \text{ mm}$:

D'un point de vue applicatif

Le pixel central

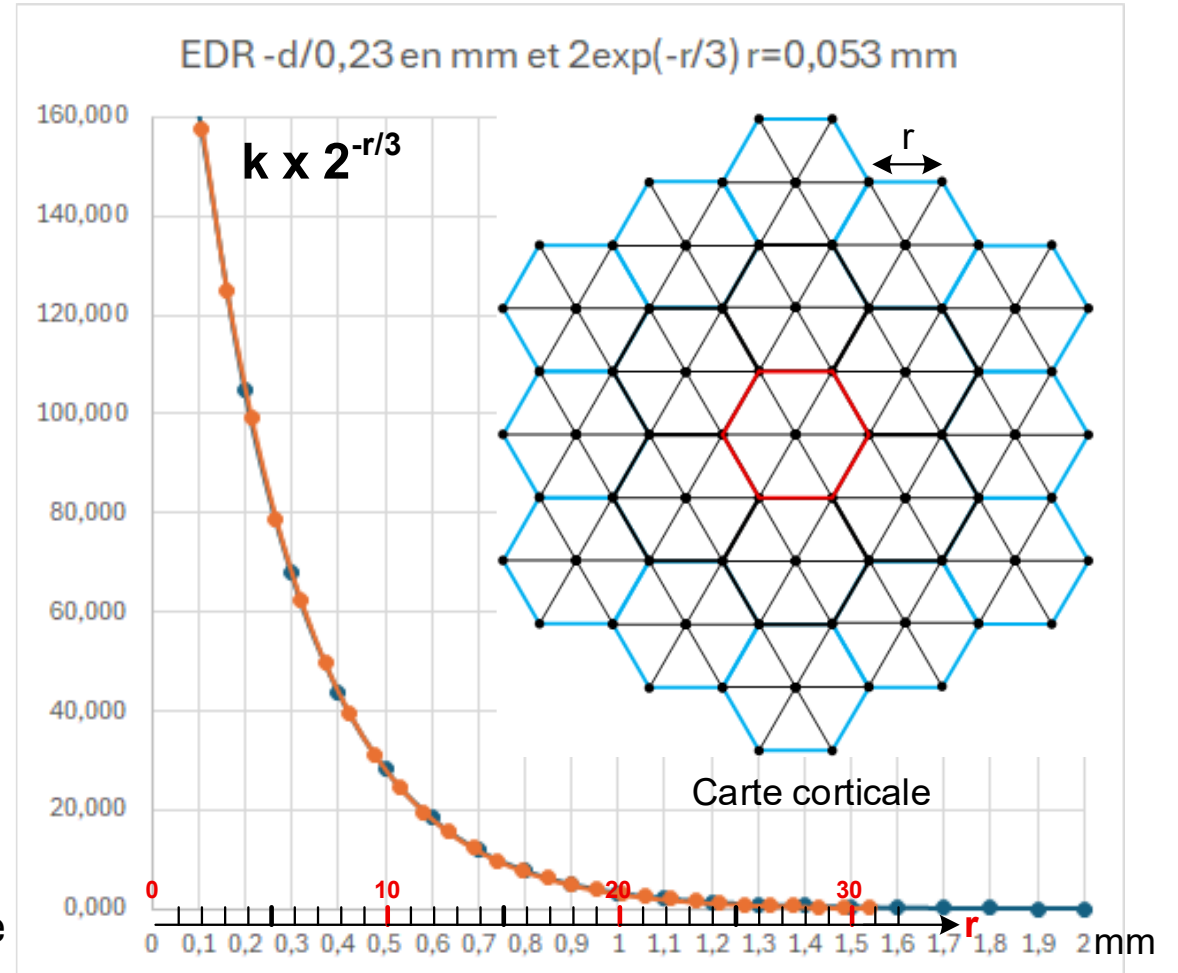
Zone 3x3

Zone 9x9

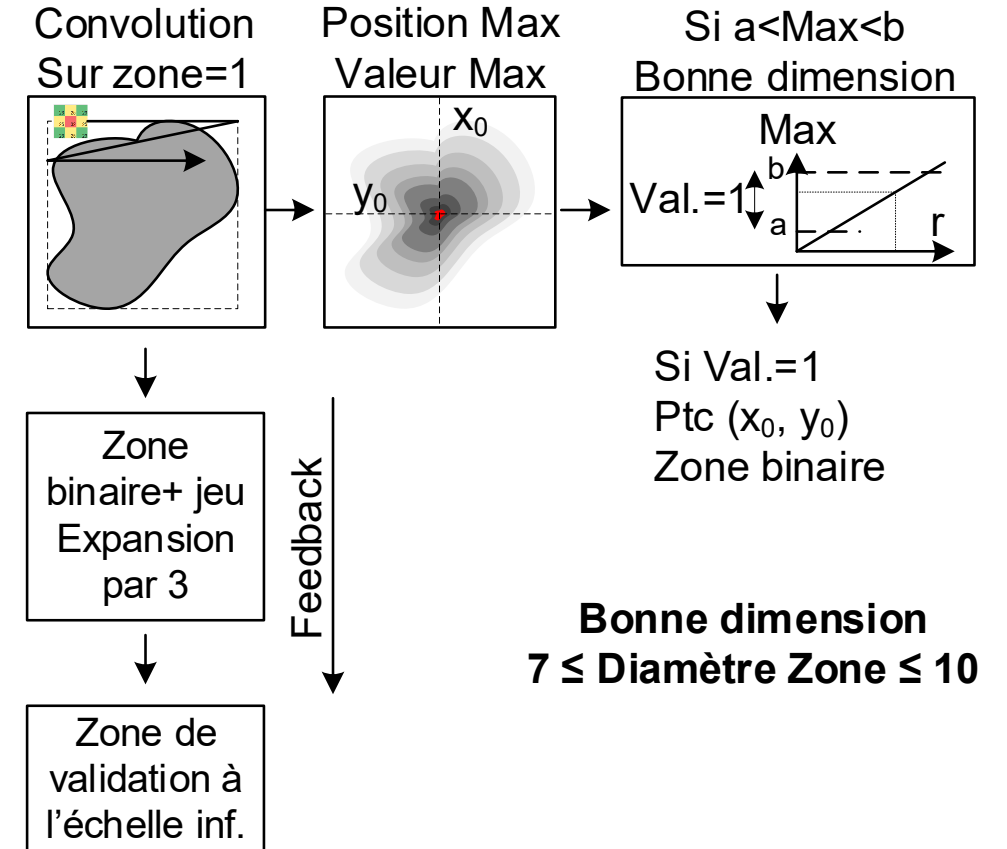
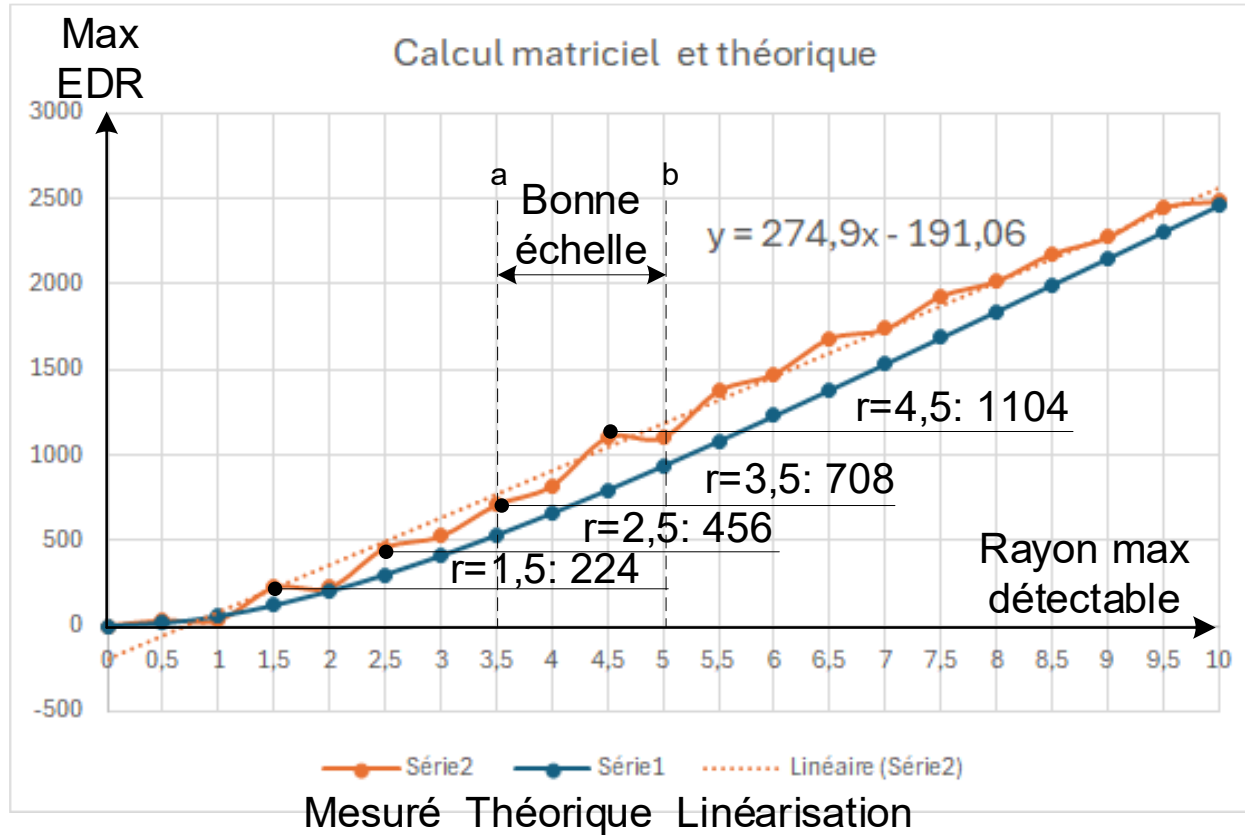
Zone 27x27

V2
V1

La colonne corticale est estimée à 1 mm de diamètre



Point d'attention sur la bonne échelle de traitement

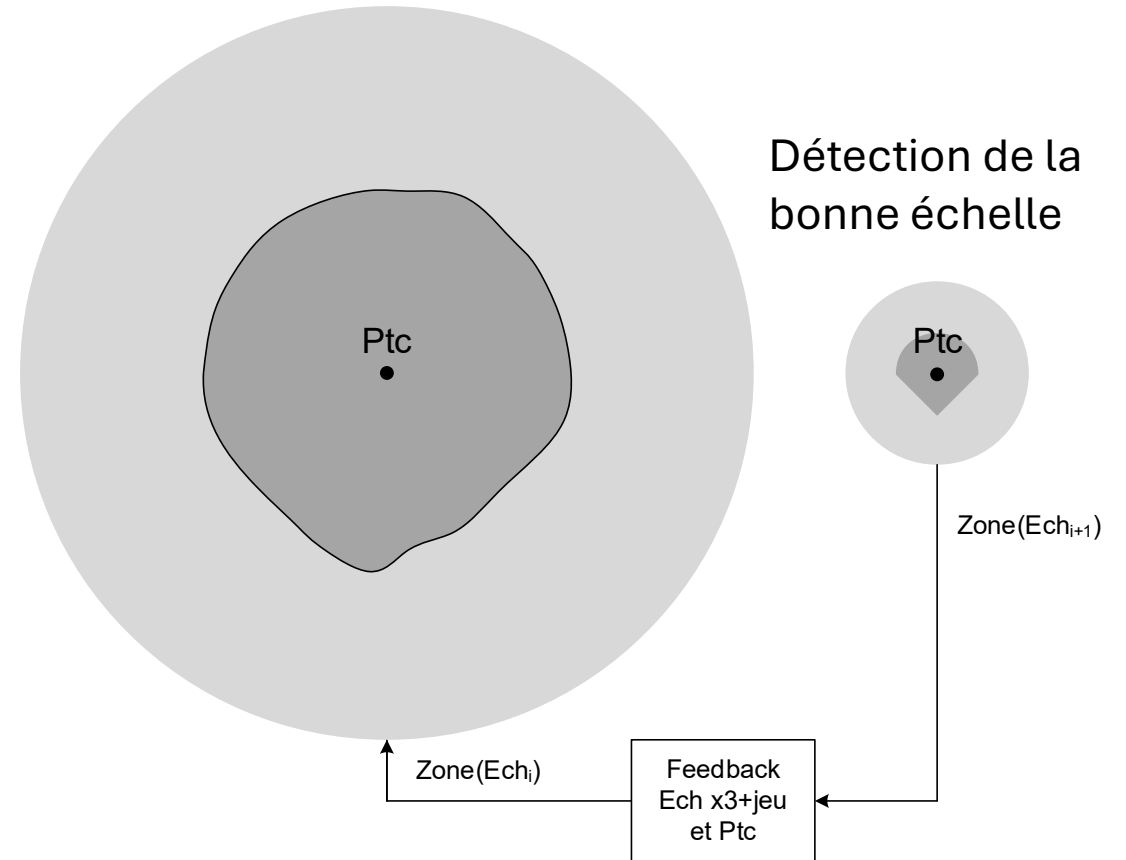


Permet l'invariance d'échelle de traitement: une seule mémorisation avec catégorisation de l'échelle

En résumé:

Analyse perceptive localisée d'une zone d'intérêt:

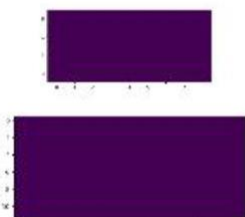
- Repéré par sa bonne taille
- Ancrée par son point de centrage définissant le point d'attention
- Transférée à l'échelle inférieure avec un agrandissement d'un facteur 3



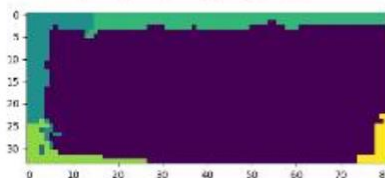
Répartition des zones d'intérêts par échelle

Rares sont les jeux vidéo à susciter un engouement quasi mondial. Depuis son annonce en juin dernier, *Dragon Ball FighterZ* est entré avec force dans le cœur des fans de la célèbre saga, qui

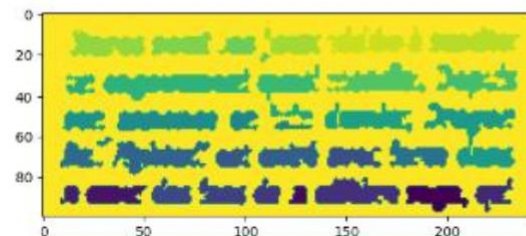
Echelle 3



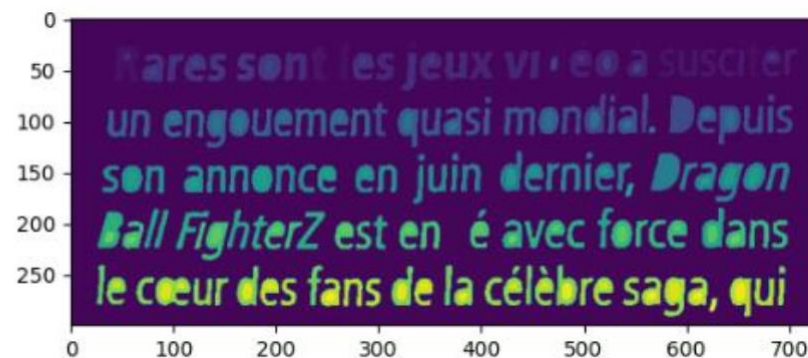
Echelle 2 :
paragraphe



Echelle 1 :
mots



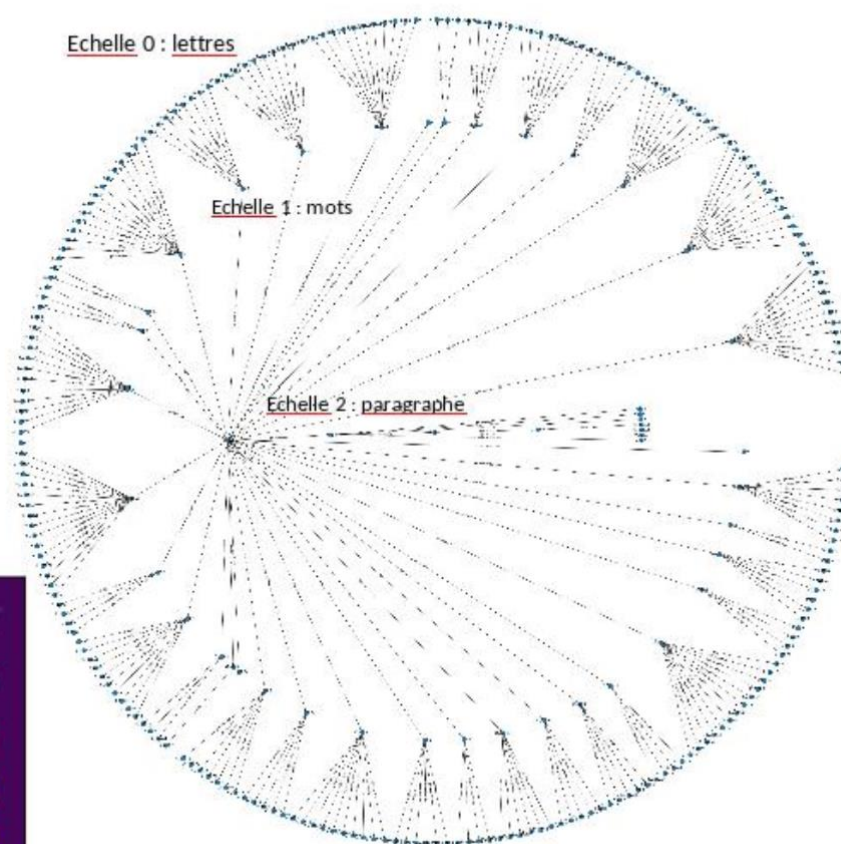
Echelle 0 :
lettres



Echelle 0 : lettres

Echelle 1 : mots

Echelle 2 : paragraphe

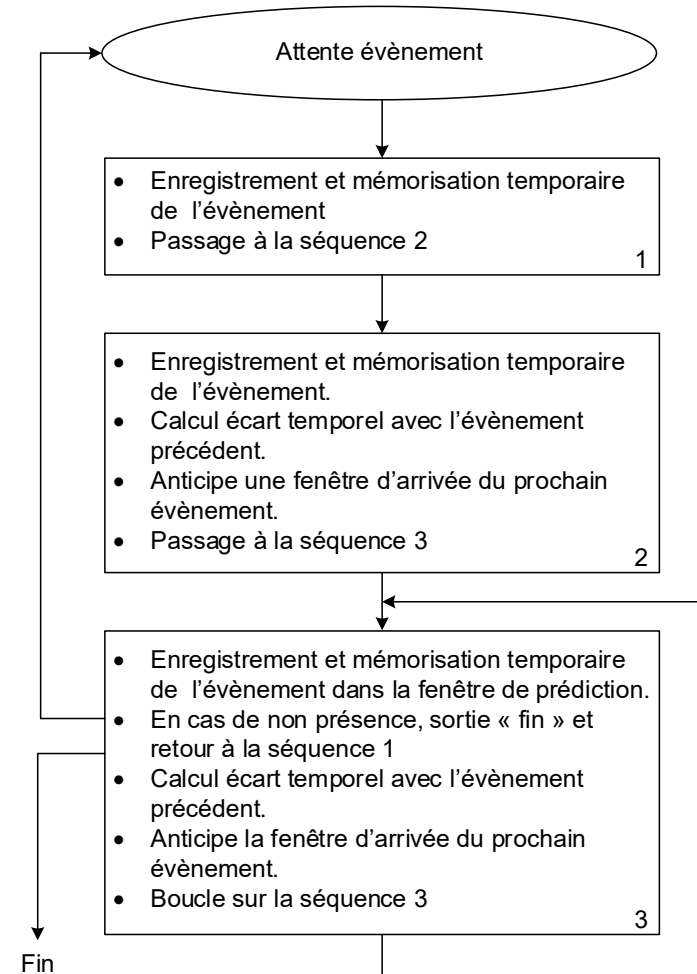
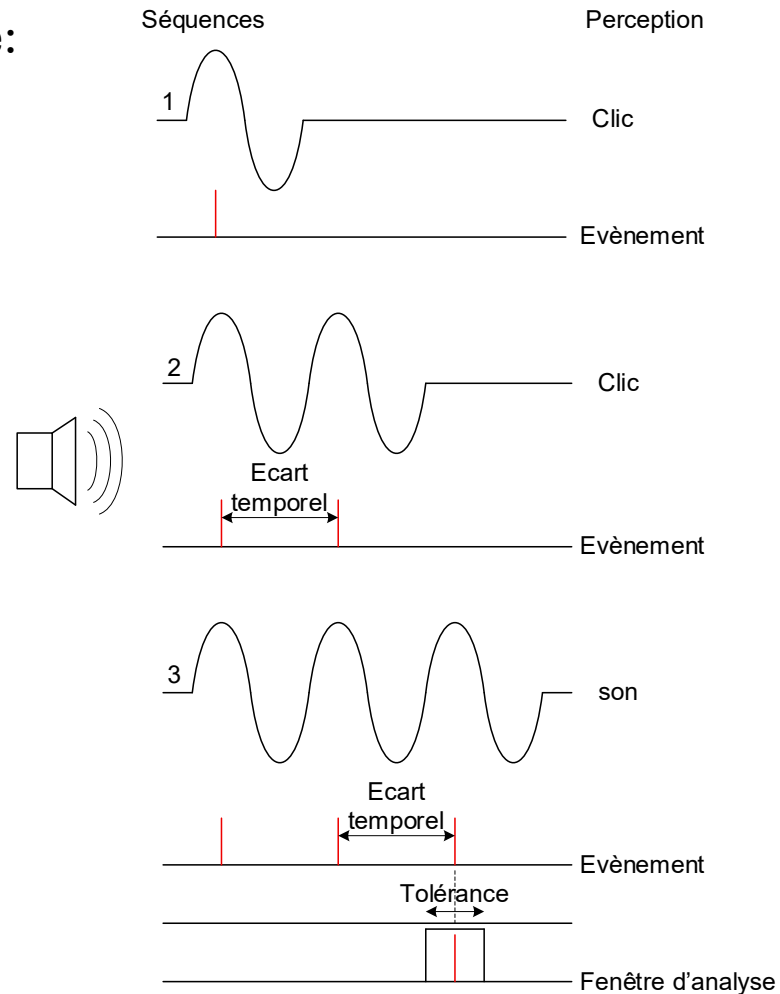


Maxellande
Julienne

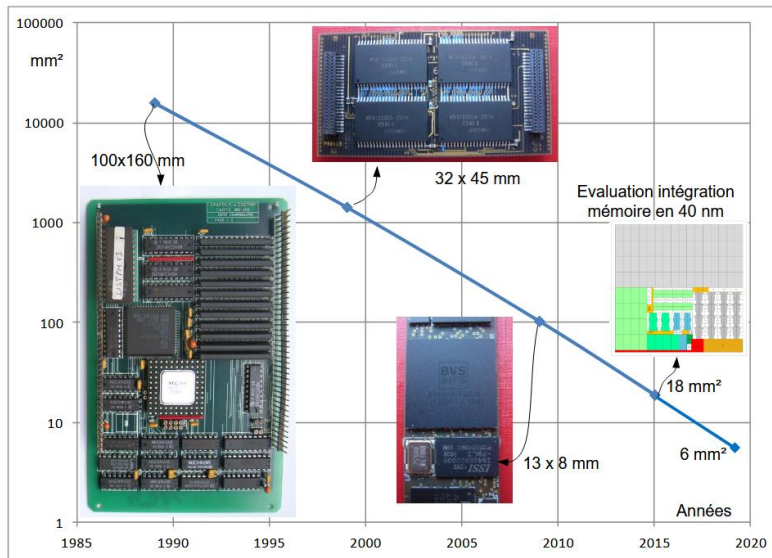
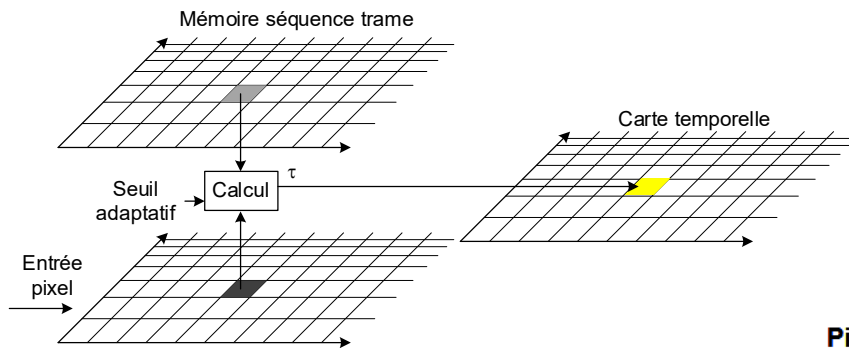
Unification et validation
mathématique d'un
modèle générique
2- Intégration contextuelle

Prédiction Généralisée

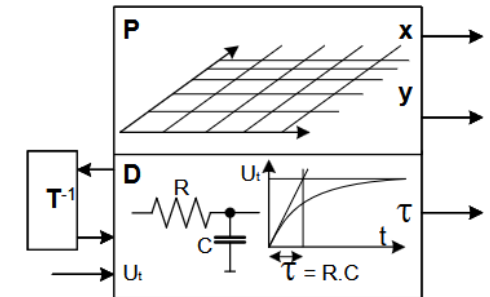
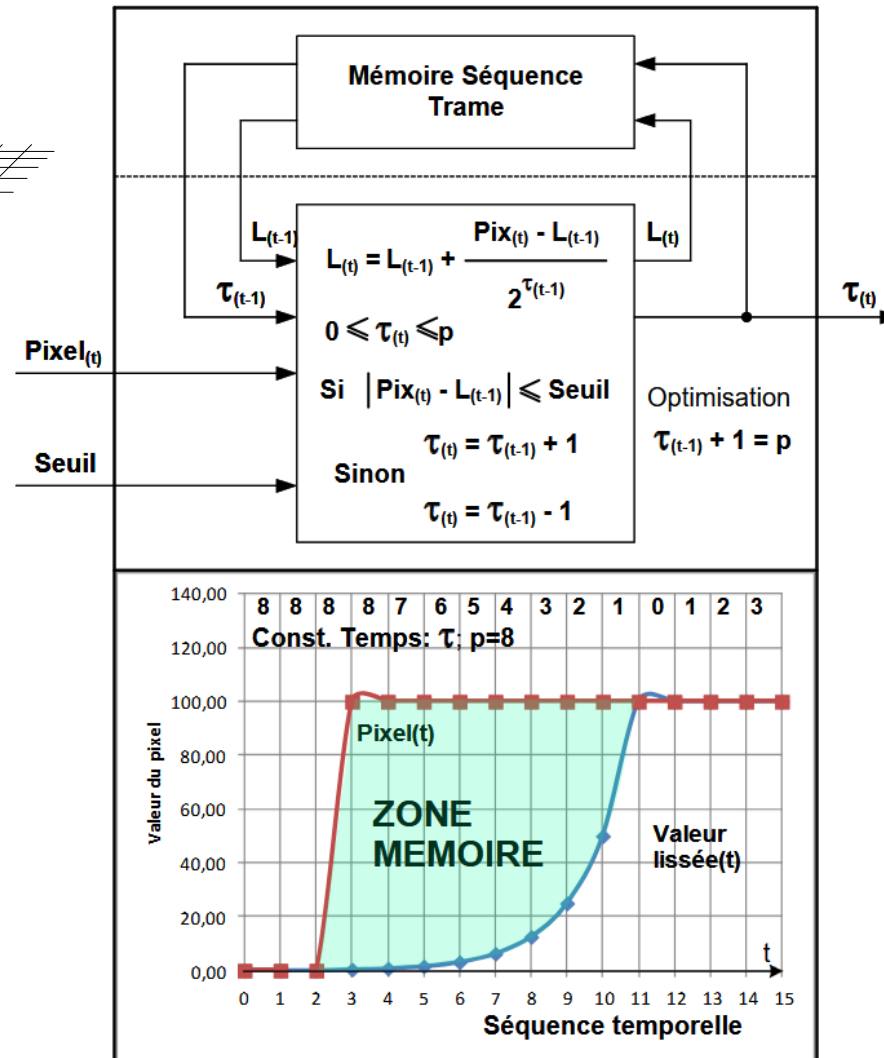
Exemple sonore:



Perception d'une variation spatio-temporelle



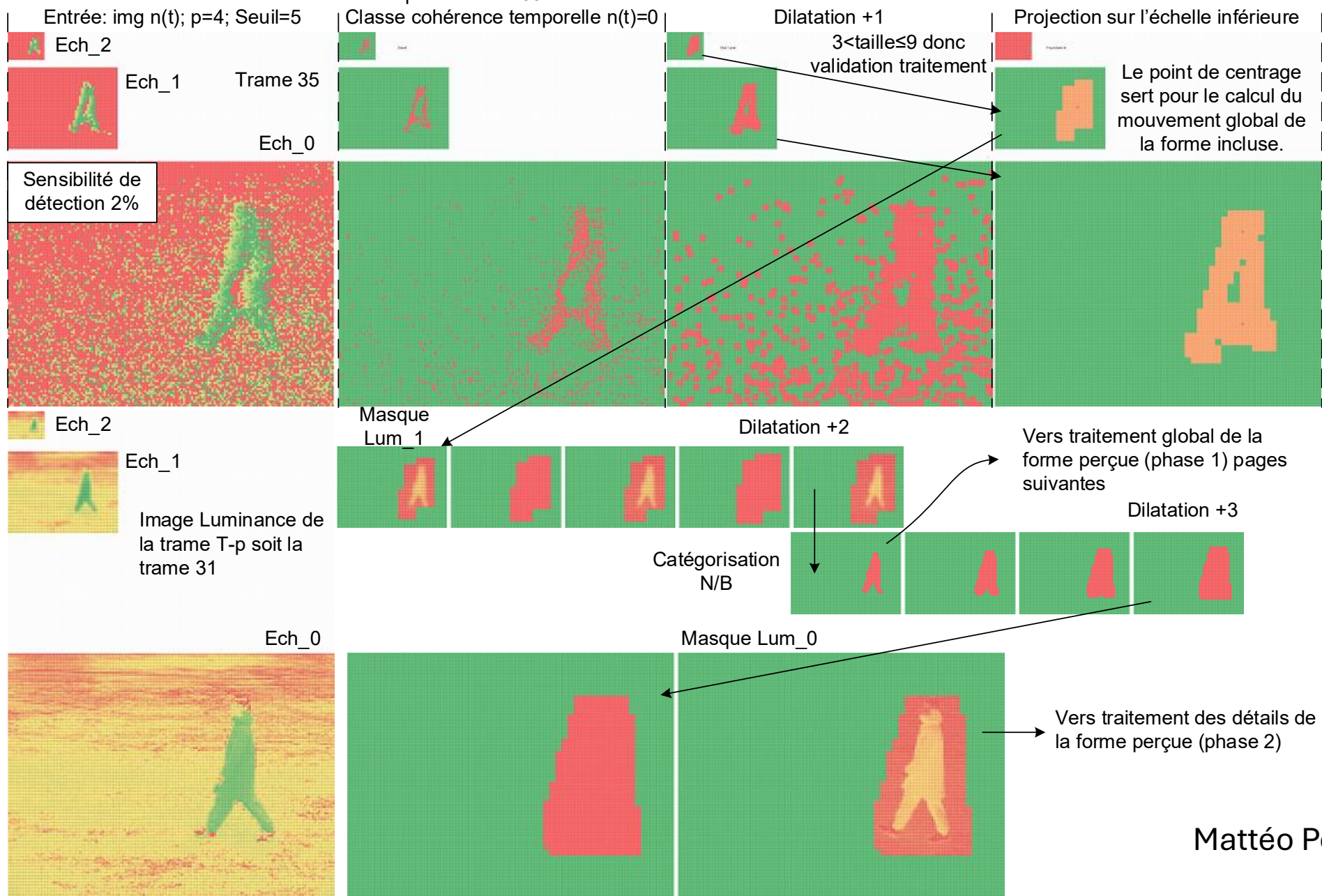
Evolution de la taille mémoire relative au calcul du mouvement



Mesure de l'écart à la tendance temporelle τ de la donnée entrante pour chaque position de la carte.

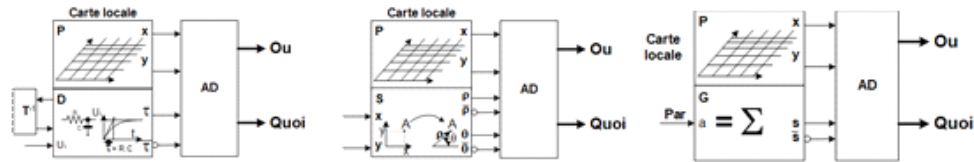
Comparaison entre cet écart et un seuil adaptatif fonction du contexte
Si cet écart < seuil:
La constante de temps τ augmente.
Dans le cas contraire elle diminue.
Le tout dans les limites du système.

Extraction d'une zone en mouvement. Exemple en trame 35



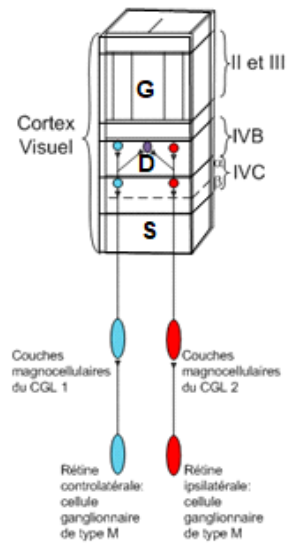
Mattéo Pourcine

L'élément de base: la colonne corticale



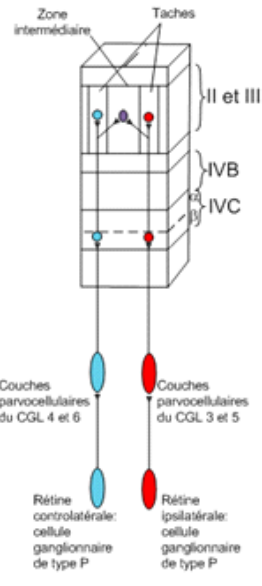
**Modalité
DYNAMIQUE**

**Détection du
mouvement**



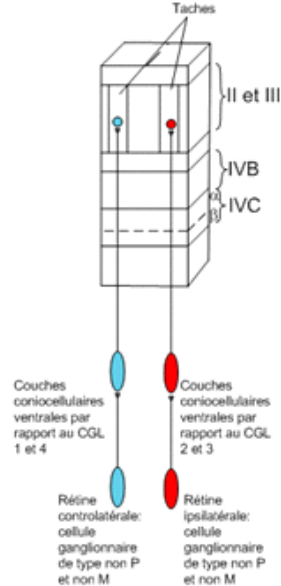
**Modalité
STRUCTURALE**

**Détection de
la forme**

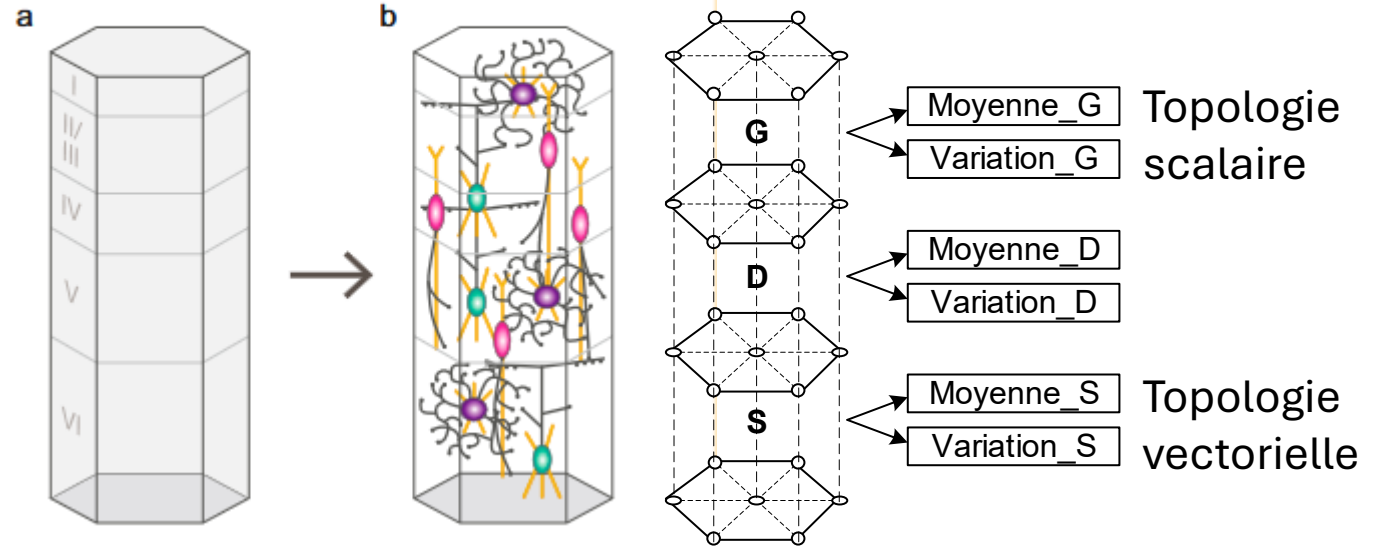


**Modalité
GLOBALE**

**Détection
des couleurs**



Microcircuit anatomy: (a) Microcircuit dimensions,
(b) m-type distribution, and morphology selection



mécanisme basé sur le produit géométrique de Clifford
($uv = u \cdot v + u \wedge v$).

• David Hubel and Torsten Wiesel (Nobel Price medicine 1981)

Règles de Hebb: Plasticité, association, mémorisation

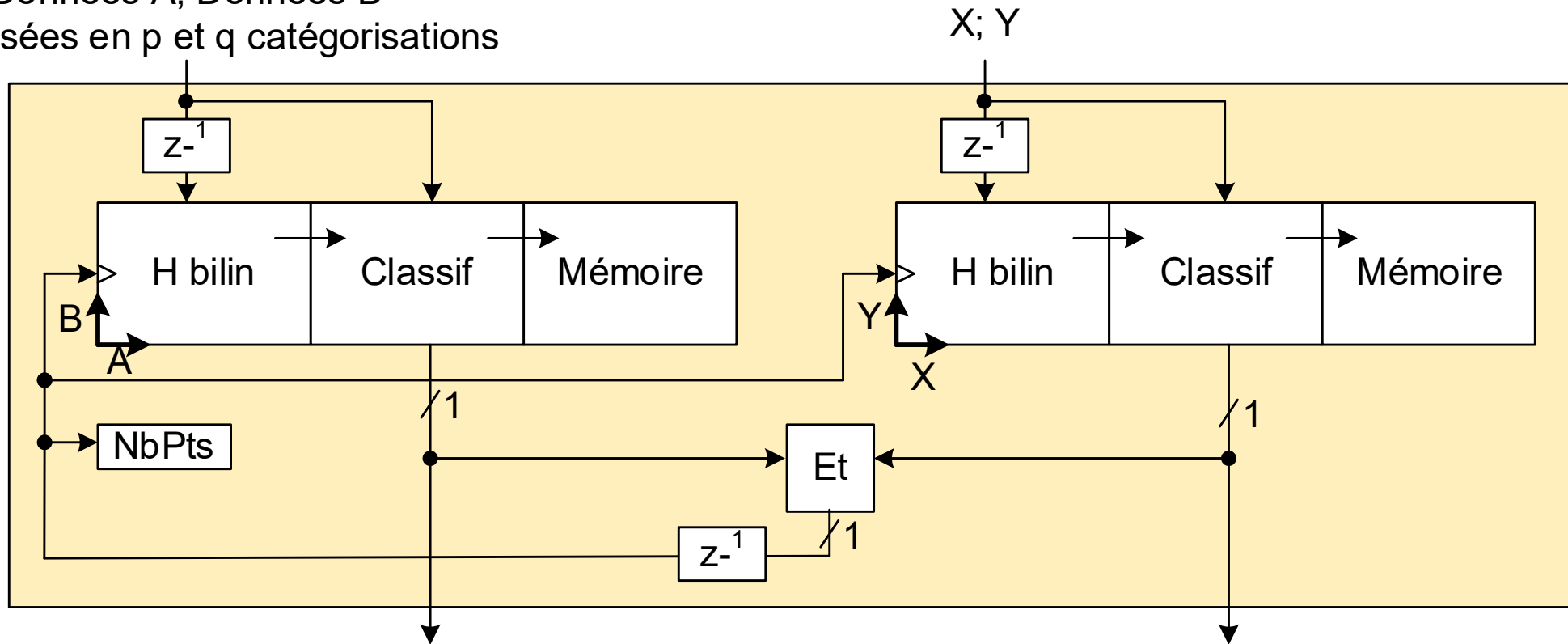
Règles de Hebb		
Plasticité cérébrale La plasticité cérébrale implique deux processus principaux : La croissance neuronale et l' élagage neuronal.	Association spatio-temporelle de deux entités les neurones qui s' activent ensemble, se connectent ensemble	Mémorisation La co-activation d'une assemblée de cellules crée une trace temporaire dans le cerveau qui représente un souvenir en tant qu'unité de mémoire appelé engramme .

Règles de Hebb: Plasticité, association, mémorisation

L'AD applique les règles de Hebb		
Plasticité cérébrale	Association spatio-temporelle de deux entités	Mémorisation
L'AD assure la croissance du réseau et fait émerger une population locale qui définit une nouvelle catégorie, le reste des autres données est élagué .	co-activation spatio-temporelle d'une assemblée composée de deux groupes distincts de données catégorisées dont le résultat est l'émergence d'une population locale de plus grande énergie qui définit une nouvelle catégorie	La classification du résultat de l'histogramme bilinéaire des deux groupes de données présentés définit une nouvelle catégorie et représente un souvenir en tant qu'unité de mémoire appelé engramme .

Règles de Hebb: Plasticité, association, mémorisation

Données A; Données B
Discrétisées en p et q catégorisations



Organisation partielle de la colonne corticale

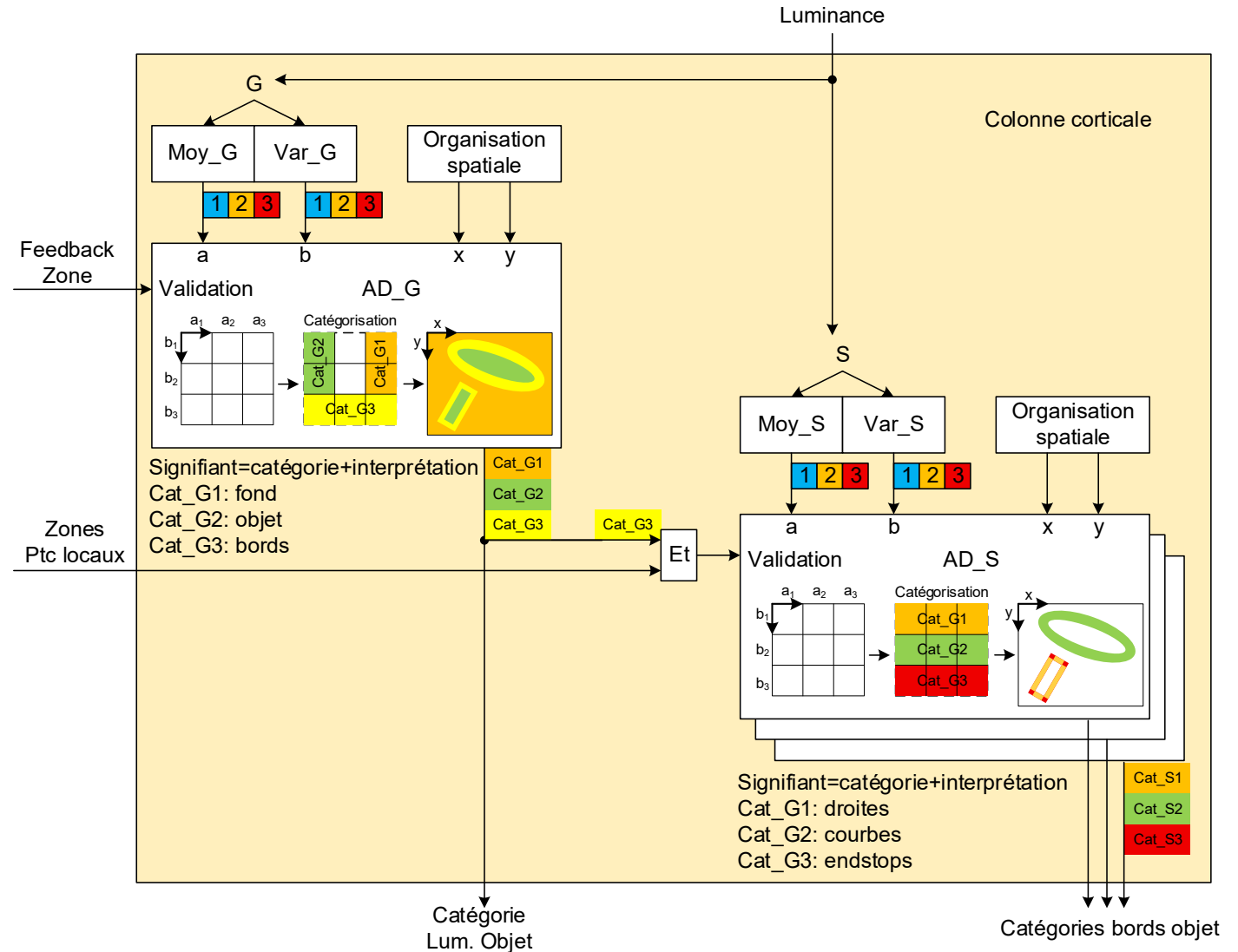
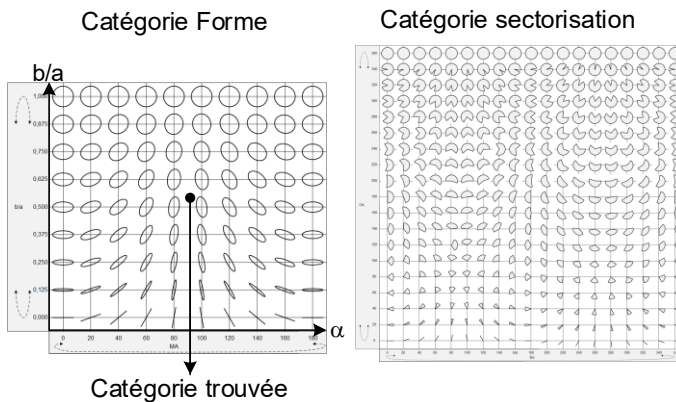
1- Période critique:
application du principe d'ergodicité sur de nombreuses données issues d'une large zone d'analyse.

Données perceptives représentées en une carte corticale topique. Démarrage par un nombre réduit de catégories (3) par donnée.

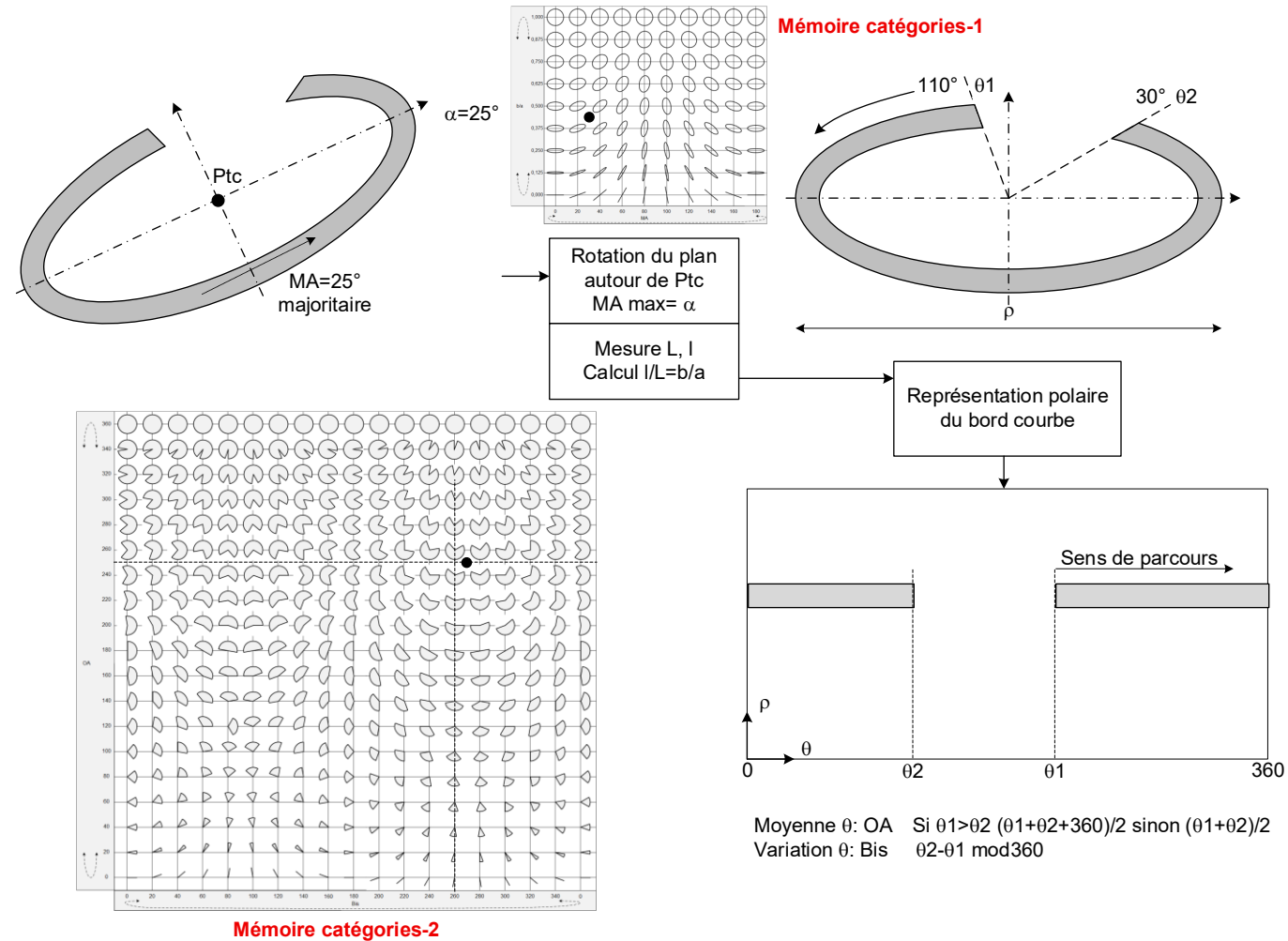
2- Verrouillage apprentissage réseau et passage au traitement suivant.

Le nombre de catégories par données augmente avec l'accroissement de la précision des entrées

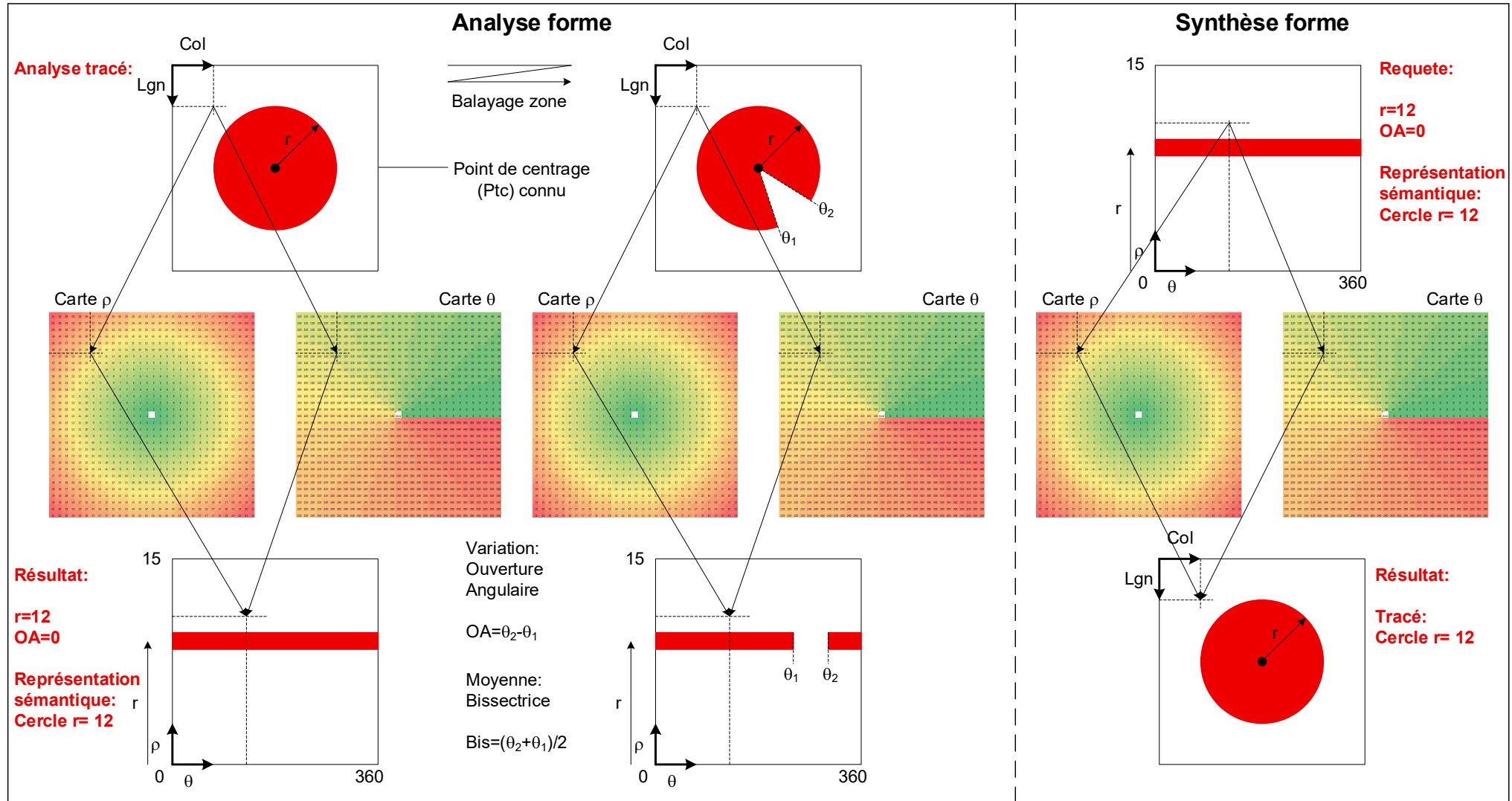
Sortie des catégories perçues:



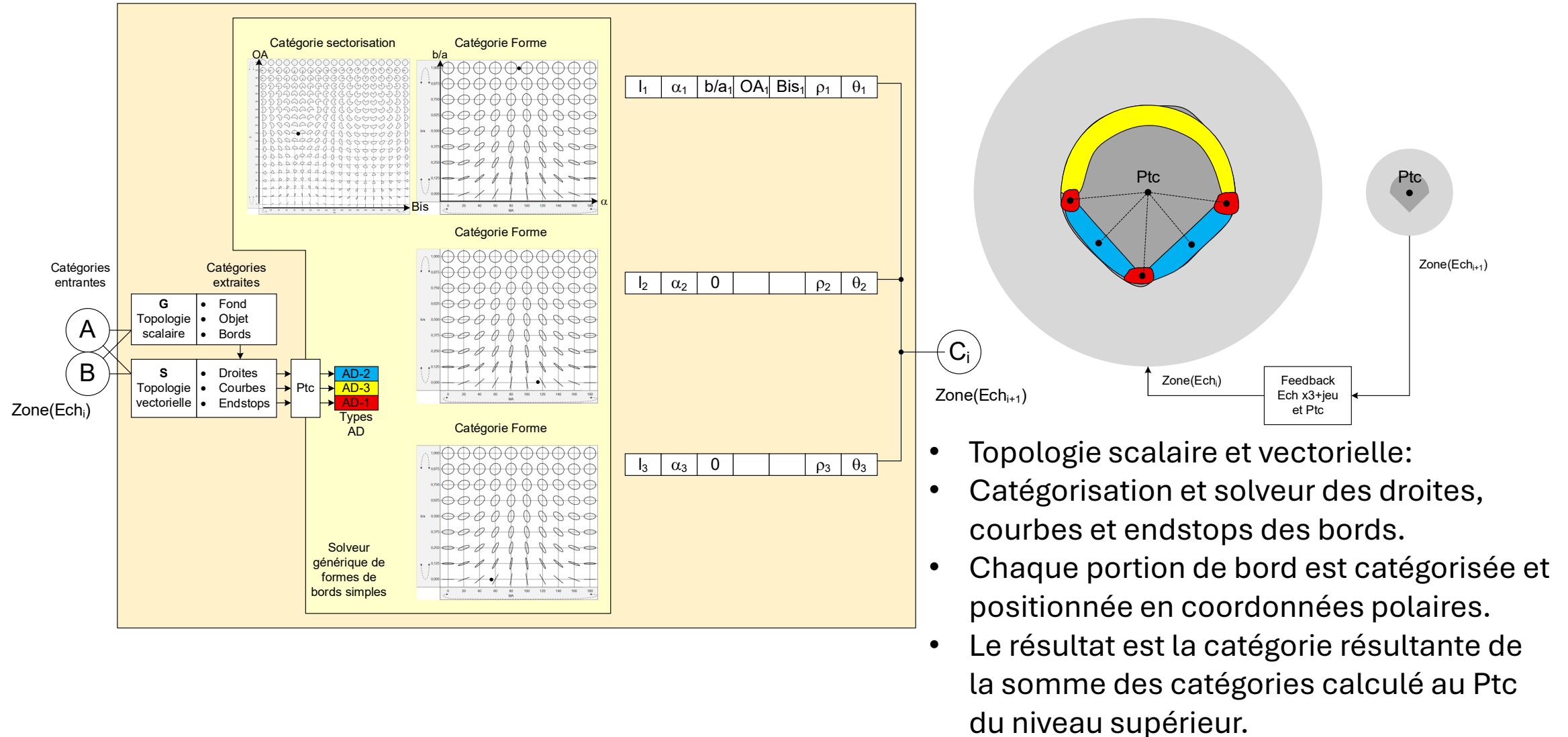
Mémoire catégorielle des formes de bases



Analyse/synthèse forme de base



En résumé:



Conclusion:

- Deux entrées catégorisées, en relation spatio-temporelle, créent un espace topologique à deux échelles consécutives en base 3.
- Chaque espace topologique est vu en tant qu'espace scalaire et vectoriel.
- L'espace scalaire différencie trois catégories de zones:
 - l'élément, le non-élément, et leur frontière.
- L'espace vectoriel différencie trois catégories géométriques associés à la frontière:
 - Les droites, les courbes et les endstops.
- La détection de la bonne taille de l'élément vue à l'échelle réduite projette son ombre à l'échelle inférieure avec son point de centrage.
- L'association des catégories de zones et géométriques incluses dans l'ombre projetée détermine les formes de bases à analyser.
- Chaque forme de base est analysée par un attracteur dynamique qui en donne une représentation sémantique catégorisée associée à un point de centrage.
- L'attracteur dynamique détermine deux plans mémoires génériques:
 - Un plan, d'axes b/a et orientation principale, défini, pour toutes les orientations, la forme de droite pour $b/a=0$ en passant par l'ellipse jusqu'au cercle pour $b/a=1$.
 - Un plan d'axes ouverture angulaire et bissectrice associées, défini la portion de courbe manquante.
- Une représentation polaire, des différents points de centrages trouvées, centrée sur le point de centre de l'ombre projetée donne l'organisation de la forme de l'élément.
- Cette organisation est rapportée au point de centrage de l'échelle supérieure et devient la nouvelle catégorie, qui correspond à la création d'un graphe récursif.

Le modèle GDS est un solveur universel pour une IA Fiable, Frugale, et Explicable sans nécessité d'énergie nucléaire.

Interprétation en théorie des topos:

Foncteur d'Attracteur Dynamique (AD) : L'attracteur dynamique est un foncteur $F:C \rightarrow H$ qui transforme l'espace topologique local en un espace d'états (les histogrammes bilinéaires H_{bilin} cartographiant les relations r, q).

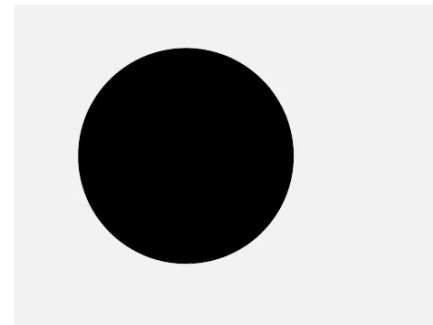
Classificateur de Sous-objets Ω (Mémoire Bijective et Catégorisation) : La catégorisation mono-coup et la mémoire bijective correspondent au classificateur de sous-objets Ω du topos. Chaque nouvelle forme (disque, ellipse, phonème) émerge comme un point dans Ω , définissant une valeur de vérité/sémantique univoque ("Représentation sémantique OU et QUOI").

Mémoire bijective incrémentale, apprentissage non supervisé mono-coup cumulatif : La mémoire est l'objet classifiant des sous-objets Ω du topos. Bijectivité signifie que chaque catégorie correspond à un isomorphisme entre descripteur sémantique et instance. L'apprentissage incrémental est la construction inductive : quand une nouvelle configuration ne se recolle pas dans les catégories existantes, on ajoute une nouvelle « carte de classification » (extension du site/topologie).

Colonne corticale et modèle unifié : La colonne corticale est une catégorie interne au topos Ses algèbres sont les perceptions cohérentes. Le lien avec les Transformers est naturel : l'attention est un morphisme géométrique ou un monade dans ce topos ; les colonnes corticales sont des analogues catégoriques des têtes d'attention avec mémoire associative bijective.

Unification et validation
mathématique d'un
modèle générique
3- Structuration logique

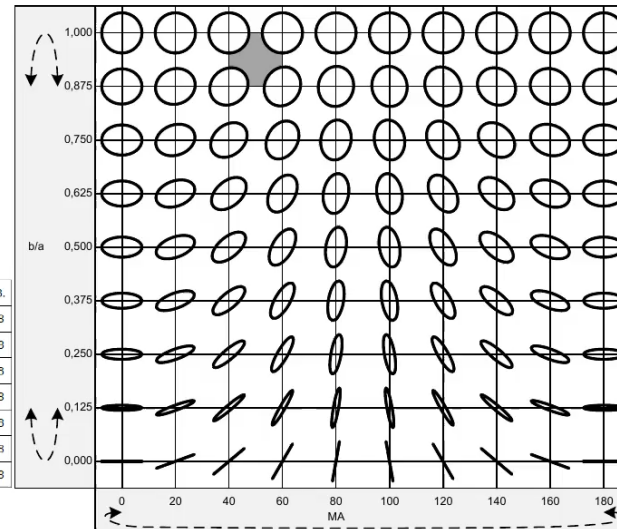
Catégorisation dynamique d'une forme simple



1

Codage catégories

00.	01.	02.	03.	04.	05.	06.	07.	08.
10	11	12	13	14	15	16	17	18
20	21	22	23	24	25	26	27	28
30	31	32	33	34	35	36	37	38
40	41	42	43	44	45	46	47	48
50	51	52	53	54	55	56	57	58
60	61	62	63	64	65	66	67	68
70	71	72	73	74	75	76	77	78



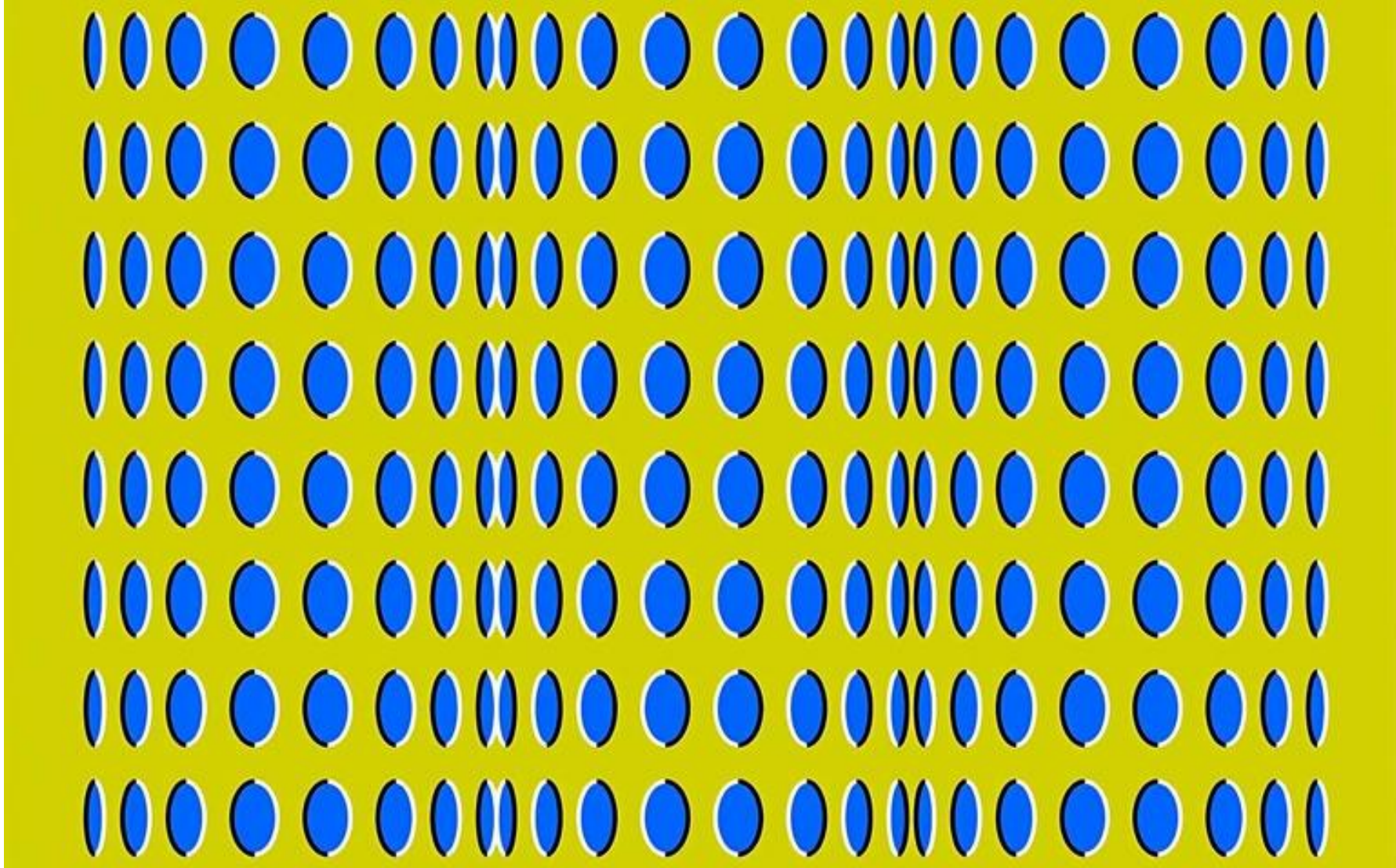
Séquence de patronnes

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38
02																																					

Carte mémoire
catégorielle des
formes simples

Dynamique locale par rapport au point de centrage.
Une séquence de patronnes qui se répète un minimum
de trois fois est mémorisée en tant que forme bord
encodée dans une carte 2D topique.

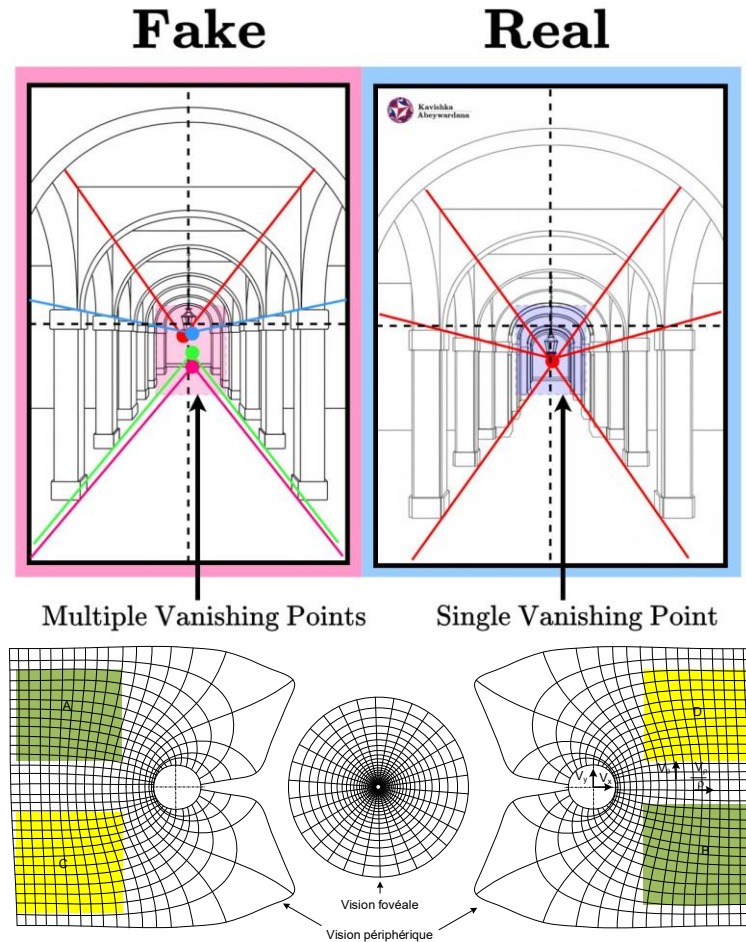
Rotation induite



Structuration de la vision périphérique

En vision périphérique le mouvement est constant quelque soit l'excentricité.

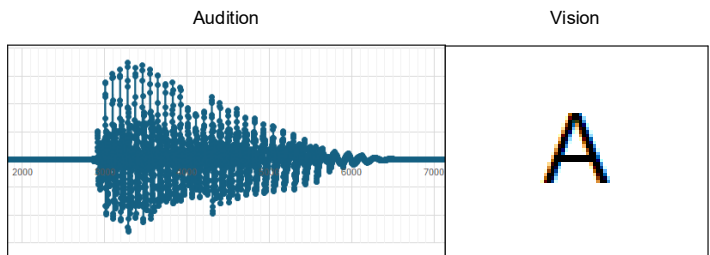
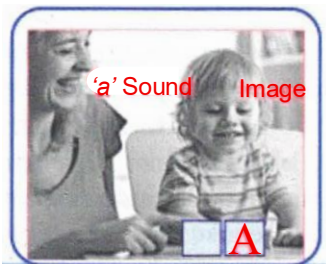
La différence de mouvement entre chaque coté fourni la position du point d'émergence du flot optique.



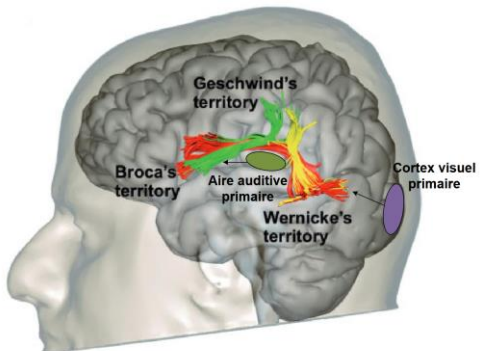
Lors du croisement d'une personne, son déplacement est perçu sur un rayon horizontal en vert sur la figure. Une position sur le rayon rouge est instantanément perçue comme un contact imminent.

En robotique, c'est un moyen simple d'évitement d'obstacles.

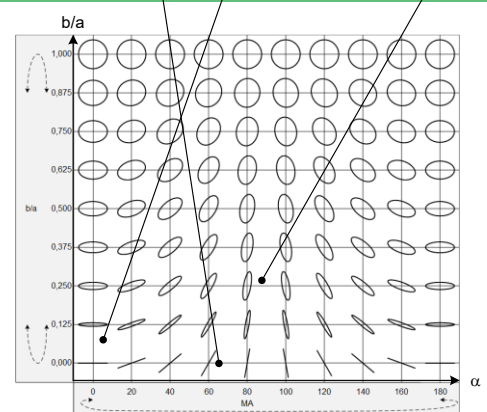
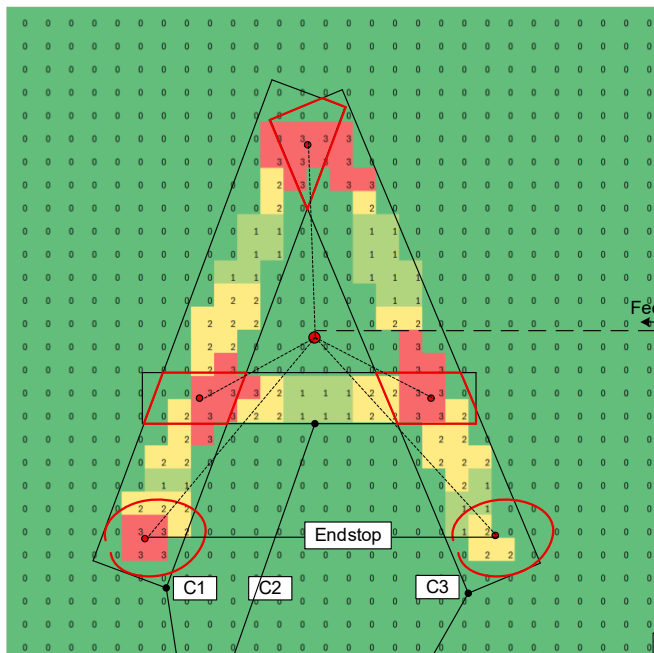
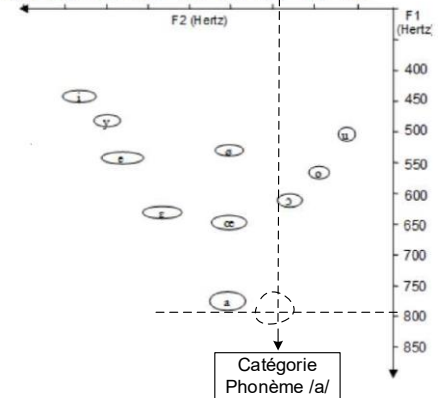
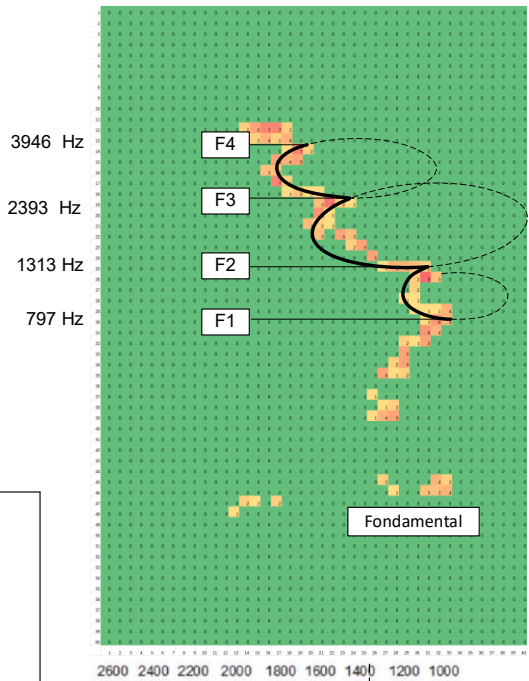
Association multimodale



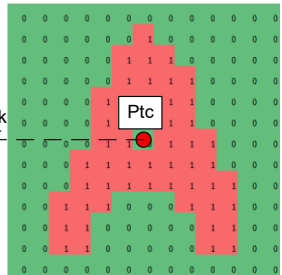
Liaisons entre la vision et l'audition



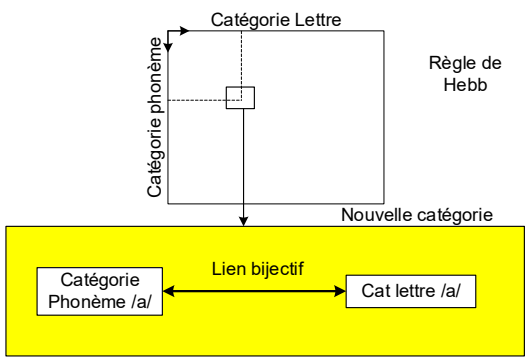
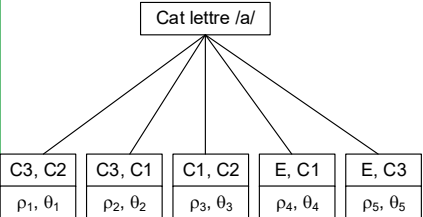
■ Posterior segment ■ Anterior segment ■ Long segment



Détection de la bonne échelle



Feedback
x3



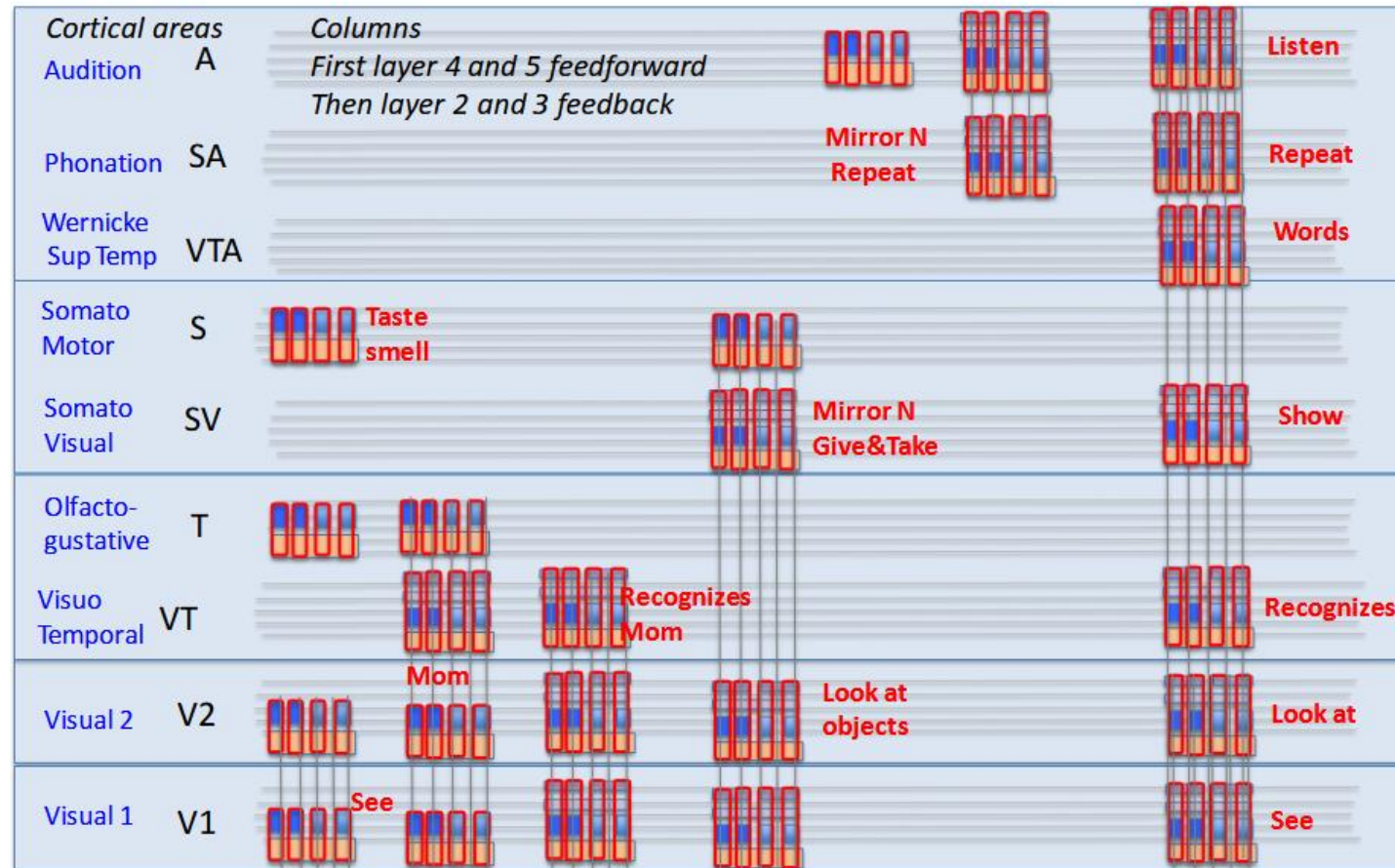
Interprétation en théorie des topos:

Topos Multimodal : La vision et l'audition forment deux catégories différentes, mais elles sont mappées via des foncteurs vers un Topos Sémantique unifié où les concepts (le "quoi") sont abstraits de leur modalité d'origine. La "Règle de Distance Exponentielle" (EDR) agit comme un foncteur d'attention qui tire en arrière (pullback) l'information la plus saillante vers le centre du faisceau.

Conscience et émergence : Le sens émerge du mouvement à travers une variété de faible dimension (texte final), stabilisée par la tâche/contexte. En théorie des topos, cela correspond à des trajectoires dans l'espace des sections globales (ou dans un topos classifiant d'états internes), avec le Yoneda lemma assurant que les relations (contexte) déterminent l'objet (contenu perceptif). Des travaux récents sur les topos de la conscience (catégories de niveaux/contenus, faisceaux pour le recollement multi-agent, topos pour LLM/IA générative) s'alignent parfaitement.

Unification et validation
mathématique d'un
modèle générique
4- Modélisation du monde

Intégration multisensorielles: mini-mondes

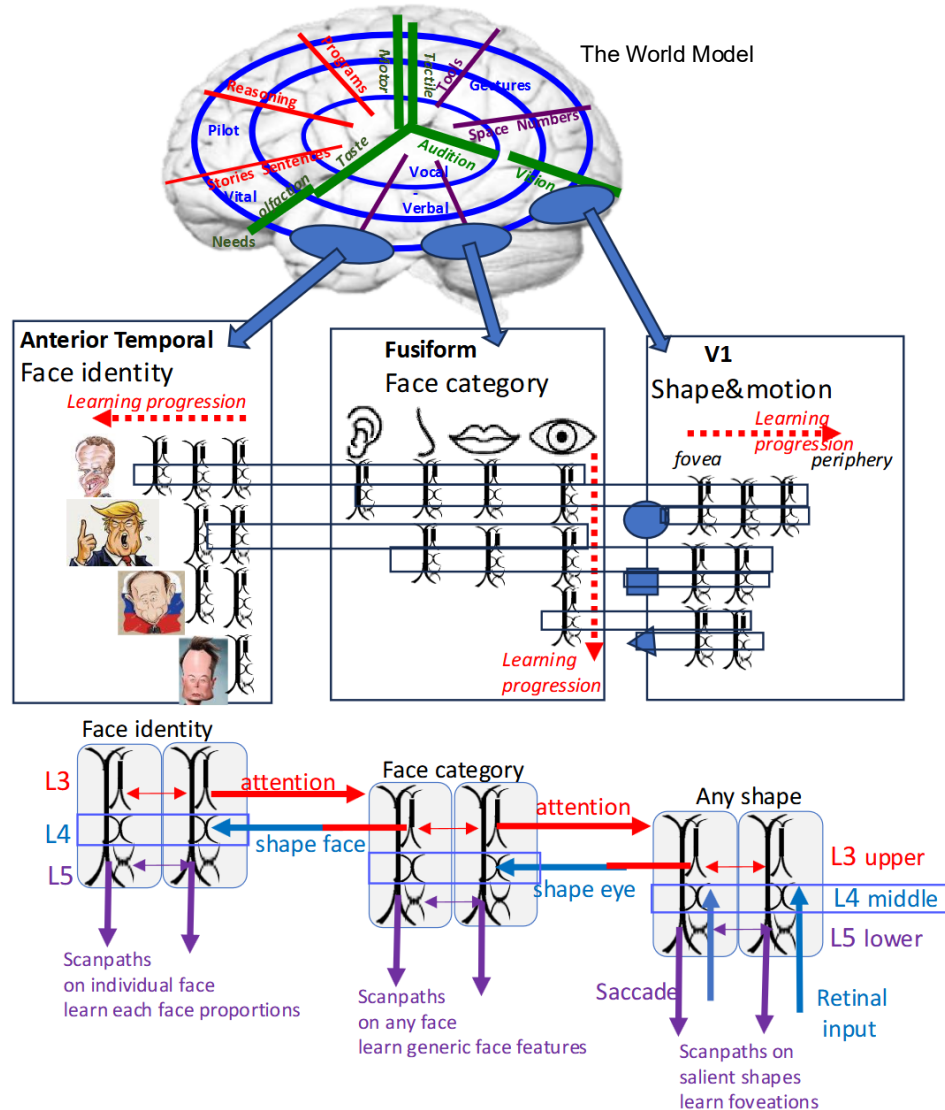


Developmental
Stages
First Year



Yves Burnod
The panoramic brain

Identification d'un visage



Bio-model of columns	Similar AI methods
Neural population coding of match and mismatch in L3 Regular distribution of tuning curves	Mismatch information model Prediction Error Orthogonalization
Learn shapes in L4 + saccades L5 under the control of L3 attention	Attention-oriented learning Goal-directed learning
Incremental learning of new faces by progressive classification through successive shapes+saccades	Neural Network Growth Cascade classifiers Face Identity Recognition

THE PANORAMIC BRAIN



A panorama of brain resources to boost education and address the Web & AI challenges

Yves & Niki Burnod

Aujourd'hui: Deux
paradigmes face à face

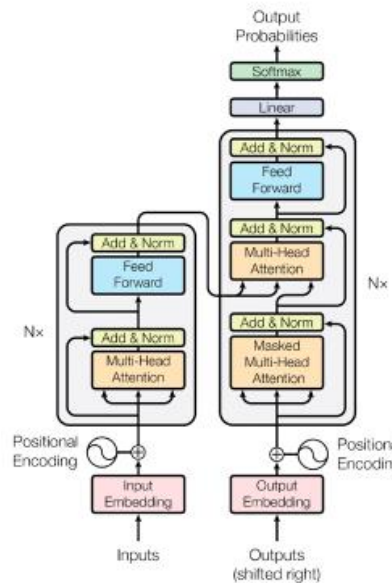
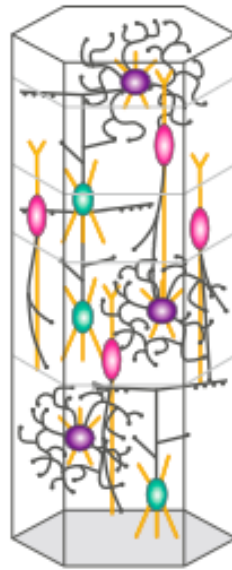
Deux paradigmes face à face

La colonne corticale vs le transformer GDS vs JEPA

A. L'approche Pirim (Attracteur Dynamique / Topos / Neuromorphique)

Cette approche est **géométrique, topologique et déterministe**. Elle s'inspire du fonctionnement bas niveau de la biologie (rétine, cochlée, aires V1/V2 du cortex).

- **Mécanisme de base** : Extraction mathématique d'invariants (règle de distance exponentielle - EDR, histogrammes bilinéaires). L'information est compressée immédiatement à la source.
- **Apprentissage** : Incrémental, **mono-coup (one-shot)** et non supervisé. Une nouvelle forme crée instantanément une nouvelle entrée dans une "mémoire bijective".
- **Frugalité** : Extrême. Le système a été conçu pour tourner sur des microprocesseurs de très faible puissance (< 30 MHz, 16 KB de mémoire).
- **Explicabilité** : "Boîte blanche" (White box). La mémoire étant bijective et géométrique, on peut tracer mathématiquement pourquoi une forme a été catégorisée ainsi.



B. L'approche LeCun (IA Physique / V-JEPA / Apprentissage Profond)

L'approche de LeCun vise à donner du "sens commun" aux machines via l'**apprentissage auto-supervisé** et la prédiction dans des espaces latents abstraits.

- **Mécanisme de base** : Les réseaux de neurones (ex: Transformers, ConvNets) encodent l'état du monde. Le système apprend en prédisant ce qui va se passer (ou les parties manquantes d'une image/vidéo) dans un **espace latent abstrait**, en ignorant les détails non pertinents.
- **Apprentissage** : Décence de gradient sur des quantités massives de données (vidéos, images). L'apprentissage est continu mais lent et nécessite de voir de très nombreux exemples.
- **Frugalité** : Faible lors de l'entraînement (nécessite des clusters de GPU massifs), bien que l'inférence puisse être optimisée.
- **Explicabilité** : "Boîte noire" (Black box). Les représentations latentes (vecteurs de milliers de dimensions) sont très difficiles à interpréter pour un humain.

Tableau comparatif

Caractéristique	Approche GDS de Pirim (Attracteur Dynamique)	Approche LeCun (JEPA / IA Physique)
Philosophie	Extraction d'invariants mathématiques.	Apprentissage de représentations par prédiction.
Traitement	Local, multi-échelles, histogrammes.	Global/Hiérarchique, attention, plongements latents.
Besoins en calcul	Minimes (Edge computing, puces dédiées).	Massifs (Datacenters, GPU).
Apprentissage	Mono-coup (One-shot), cumulatif sans oubli.	Statistique, nécessite des millions d'exemples.
Explicabilité	Totale (bijective, mathématiquement traçable).	Faible (intrication des poids neuronaux).
Adaptabilité	Rigide (dépend des filtres codés en dur).	Très flexible (le réseau découvre ses propres filtres).

Quelle est la meilleure approche ?

Il n'y a pas de "meilleure" approche absolue ; la réponse dépend entièrement du **cas d'usage**.

L'approche GDS de Pirim est la meilleure pour : L'IA Embarquée Critique (Edge AI) Si vous concevez le système de vision d'un micro-drone, d'un pacemaker intelligent, d'un missile, ou d'un capteur IoT industriel, l'approche bio-inspirée est supérieure.

Pourquoi ? Parce qu'elle ne consomme presque pas d'énergie (frugalité), elle réagit en temps réel strict sans latence, elle apprend sur le terrain en un seul coup d'œil, et elle est explicable (crucial pour les certifications de sécurité).

L'approche JEPA de LeCun est la meilleure pour : L'IA Généraliste et la Robotique Complexe Si vous concevez un robot humanoïde (comme ceux de Boston Dynamics ou Tesla) ou un système de conduite autonome devant naviguer dans des villes chaotiques, l'approche de LeCun est supérieure.

Pourquoi ? Le monde réel est trop bruité, ambigu et complexe pour être entièrement modélisé par des équations géométriques codées à la main (les limites de l'IA symbolique/topologique). Les modèles de LeCun, en digérant des années de vidéos, construisent des "modèles du monde" capables de comprendre la physique naïve (ex: la gravité, l'occlusion) et de généraliser face à des situations jamais vues.

Conclusion

- Aujourd'hui, l'industrie et la recherche ont massivement validé **l'approche de LeCun (Deep Learning)** pour sa capacité impressionnante à passer à l'échelle (*scaling*) et à résoudre des problèmes très complexes, malgré son coût énergétique.
- Cependant, l'approche de **GDS de Pirim (Neuromorphique/Frugale)** représente l'avenir de ce que l'on appelle l'*Edge AI* (l'IA à la périphérie). La véritable convergence (et le Saint Graal de l'IA) sera très probablement **hybride** : des capteurs neuromorphiques extrêmement rapides et économes en énergie (façon Pirim) qui envoient des concepts prétraités à un cerveau prédictif de haut niveau (façon LeCun) pour la planification complexe.

Perspectives

One perception layer, many embodied systems.

GDS is the silicon beneath embodied AI — an enabler that powers the platforms, not a platform itself. The same bridge from perception to meaning serves civilian and defence systems alike.



Defence & ISR

Onboard perception and target recognition that hold up in EW- and GPS-denied environments, as a compute enabler.



Robotics

Real-time perception and on-the-job learning for ground and aerial robots operating in unstructured spaces.



Medical

Low-power, explainable perception for wearable and portable devices where certification and energy budgets matter.



Industry & mobility

Real-time multimodal sensor fusion for autonomous mobility, quality control and predictive maintenance — no cloud latency.

From onboard module to silicon — a staged plan.

The path turns the claim into evidence: ship the module, fly it in a partner's system, then move to dedicated silicon.



STAGE 1

FPGA onboard module

Integration-ready form factor targeting real-time full-frame perception plus on-device learning.



STAGE 2

Partner field test

The module flown in a partner airframe and validated under simulated EW / GPS-denied conditions.



STAGE 3

ASIC test-chip

A test-chip submitted on the path to a production ASIC for power, cost and scale.

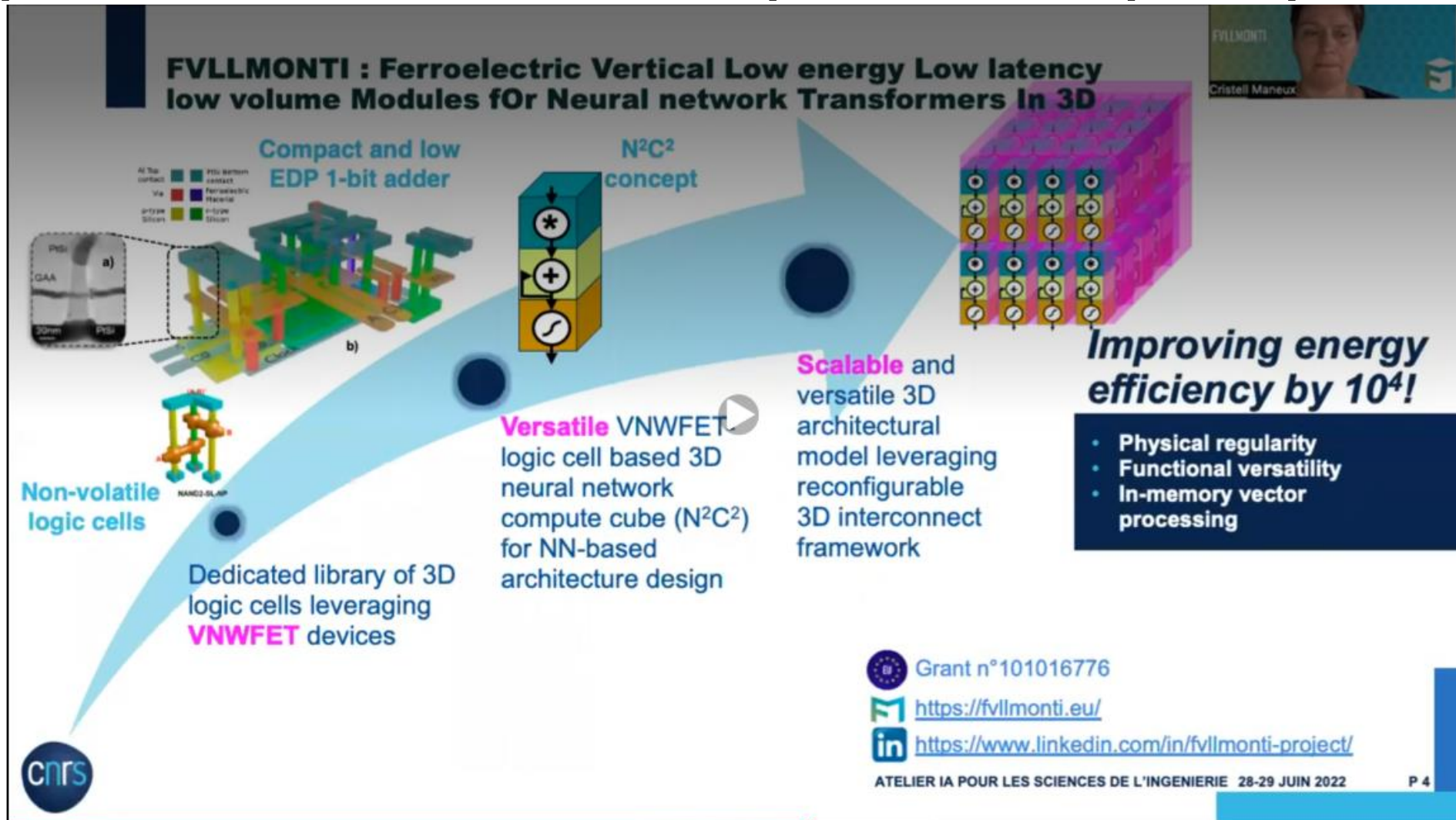


STAGE 4

Production silicon & IP

Production ASIC and licensable perception-to-semantic IP, with sector-specific variants.

Implémentation Technique 3D en perspective



Remerciements

En commençant par:

- Bruno Maisonnier
- David Menga
- Yves Burnod
- Claude Touzet
- Olivia Caramello
- Laurent Laforgue
- Alain Berthoz

Dans le milieu académique:

- Agnès Guillot
- Jean-Arcady Meyer
- Les membres des GDR Biocomp et SOC2

Tous les collègues d'Anotherbrain et des anciennes sociétés qui ont participé à l'avancement des différents modèles.

Merci pour votre écoute

—

Le temps des échanges