

Quand les algorithmes évoluent pour explorer le vivant

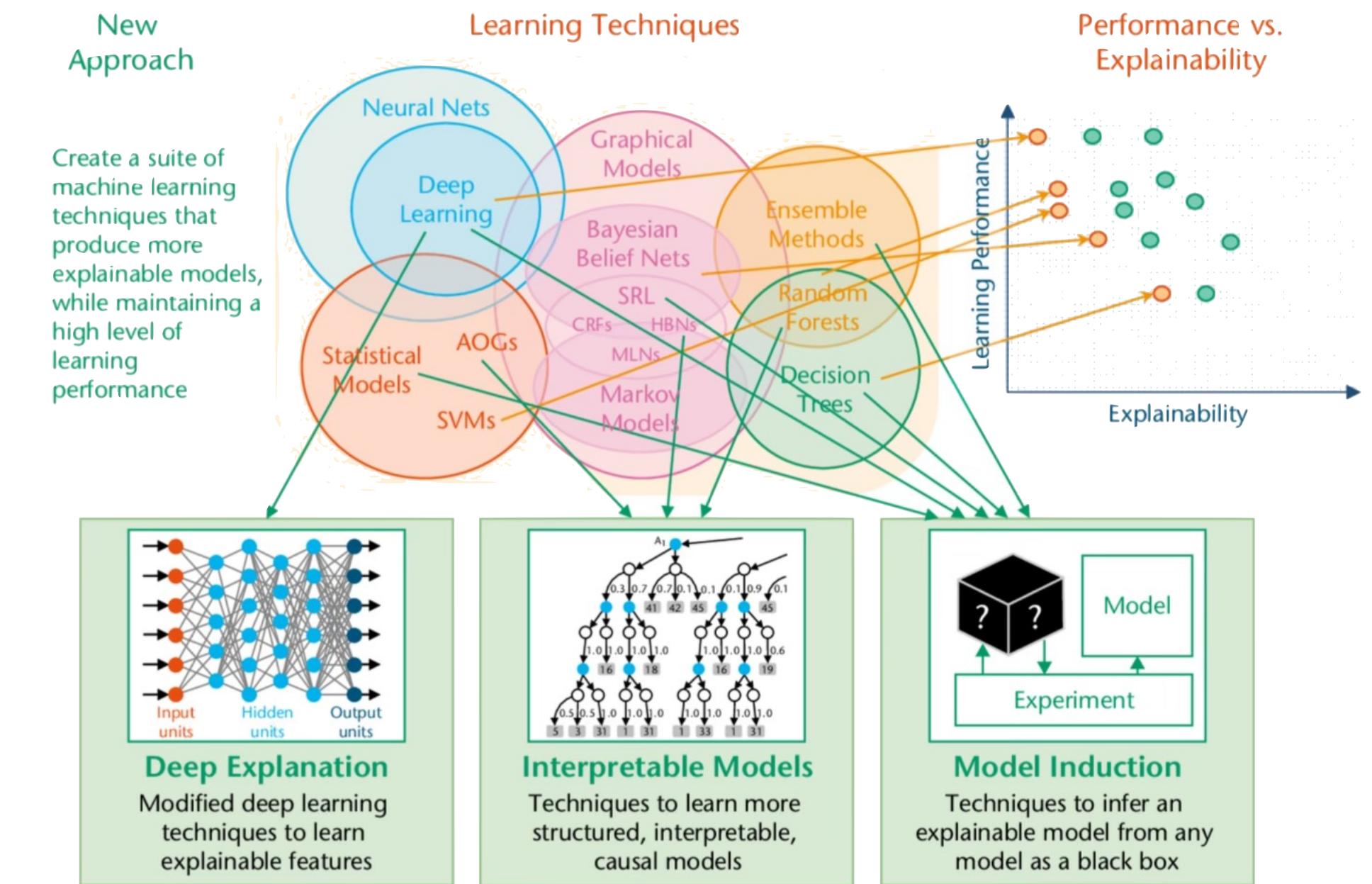
Sylvain Cussat-Blanc

**Université Toulouse Capitole
IRIT - CNRS UMR5505
Institut Universitaire de France**



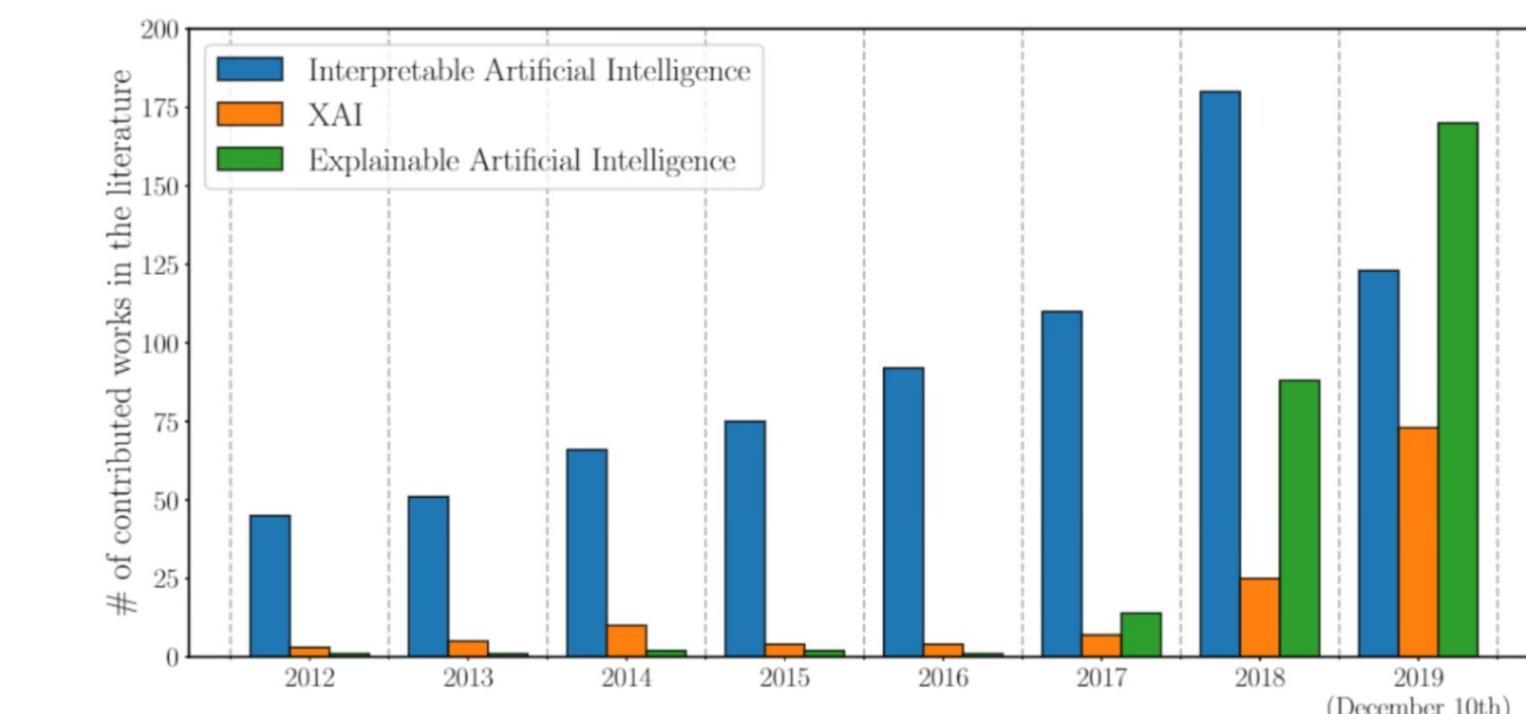
L'apprentissage machine révolutionne l'IA

- Le deep learning est partout
 - Analyse d'images
 - Traitement du langage naturel
 - Et bien d'autres
- Fort attrait de l'industrie



Gunning, D. Explainable artificial intelligence (xai). Defense advanced research projects agency (DARPA), nd Web 2, 1 (2017).

- Mais le deep learning aussi des limites
 - Nécessite beaucoup de données annotées
 - N'est pas interprétable
 - Est très consommateur d'énergie

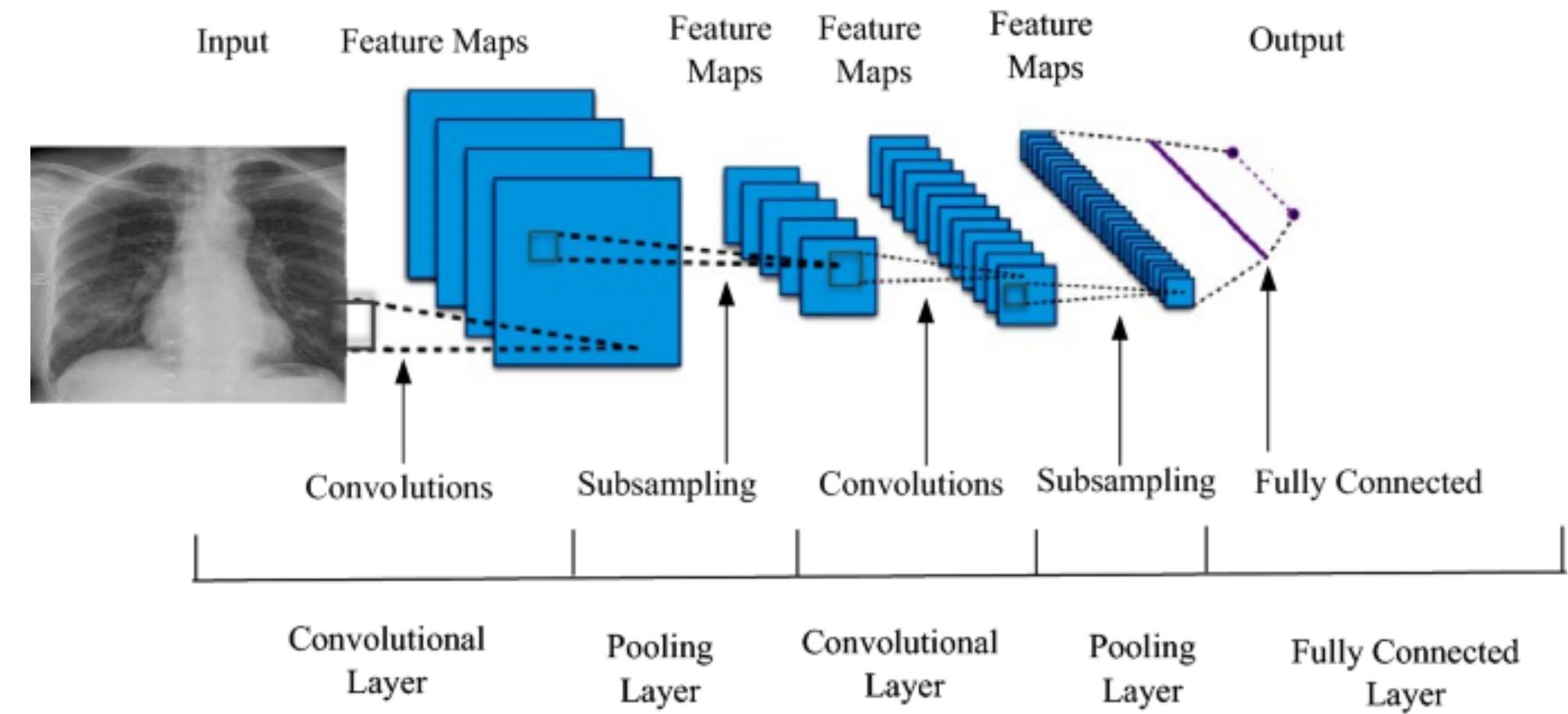
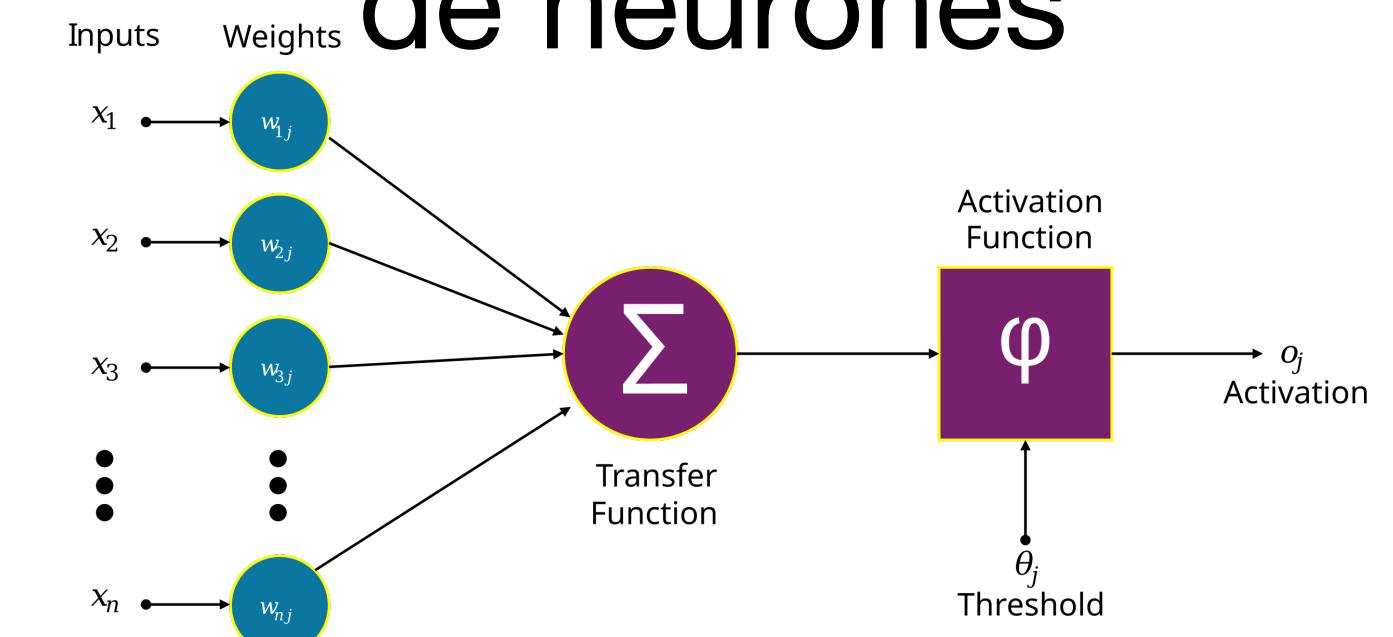


Arrieta, A. B., Diaz-Rodriguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., Garcia, S., Gil-Lopez, S., Molina, D., Benjamins, R., et al. Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information fusion* 58, 82–115 (2020).

Qu'est-ce que le deep learning ?

- Un (grand) réseau de (petits) neurones
 - Apprends des tendances à partir d'exemples
 - Beaucoup de couches qui s'enchaînent
 - Les premières couches extraient des caractéristiques simples
 - Les couches profondes les composent en structures haut niveau
 - Mène souvent à des modèles « boîtes noires » car composés de millions/milliards de paramètres
 - Recherche en cours pour les expliquer (Explainable AI - XAI)

1 neurone d'un réseau de neurones



Nouvelles réglementations de l'IA en médecine

- Les **applications critiques** de l'IA nécessitent un **haut niveau de confiance** pour leur adoption
 - Raisons éthiques
 - De plus en plus de réglementations légales
 - Aux États-Unis : le plan d'action SaMD de la FDA met l'accent sur le besoin de transparence, de fiabilité et d'interprétabilité
 - Dans l'UE : la loi sur l'IA adoptée en 2024 réglemente strictement le système d'IA à haut risque, exigeant qu'ils soient transparents et compréhensibles par les utilisateurs
- Émergence du **domaine XAI** et notions d'**explicabilité/d'interprétabilité**

Explicabilité vs Interprétabilité

- Explicabilité: Analyse du **comportement des modèles**

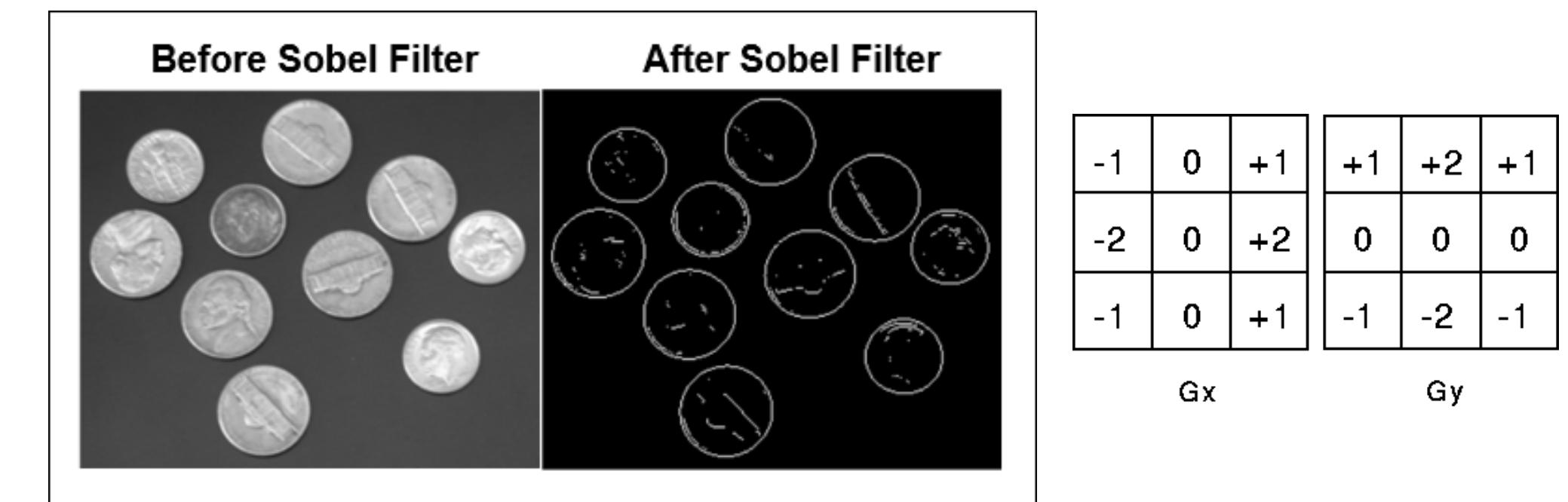
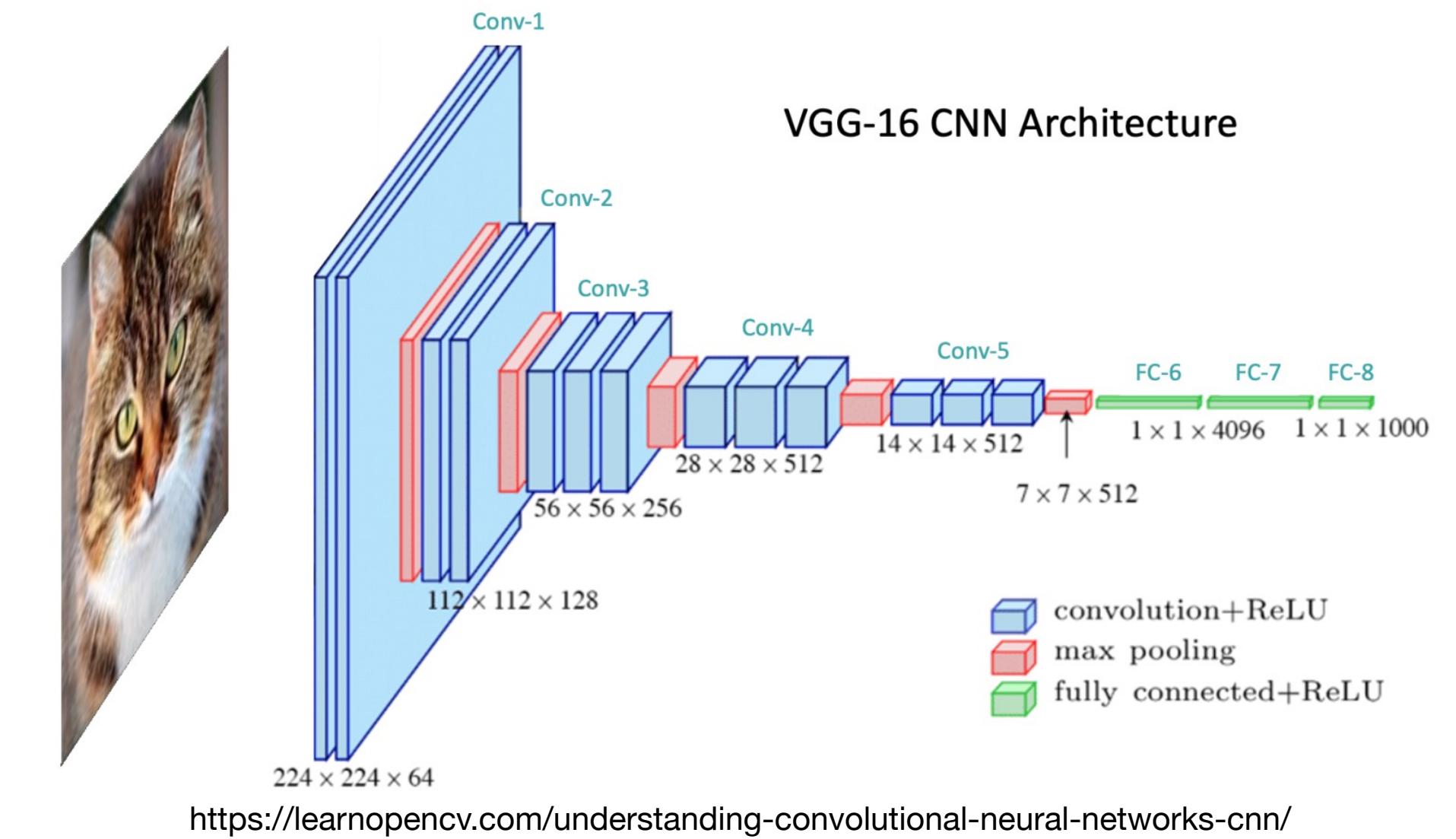
- Souvent basés sur des méthodes à postériori
- Adaptaté aux réseaux de neurones et modèles « boite noire »



- Interprétabilité: degré auquel un humain **comprend les mécanismes** d'un modèle
 - Exemples: régression linéaire, arbre de décision ou systèmes à base de règles

La programmation génétique : une approche alternative ?

- Alors que l'apprentissage profond optimise les filtres au niveau des pixels, la programmation génétique (GP) peut être utilisé pour **assembler automatiquement les fonctions** de traitement des données et optimiser leurs paramètres
- Réutilise des décennies d'ingénierie et de recherche sur le traitement d'images
- Produit des programmes lisibles qui peuvent être interprétés



Une autre introduction super courte

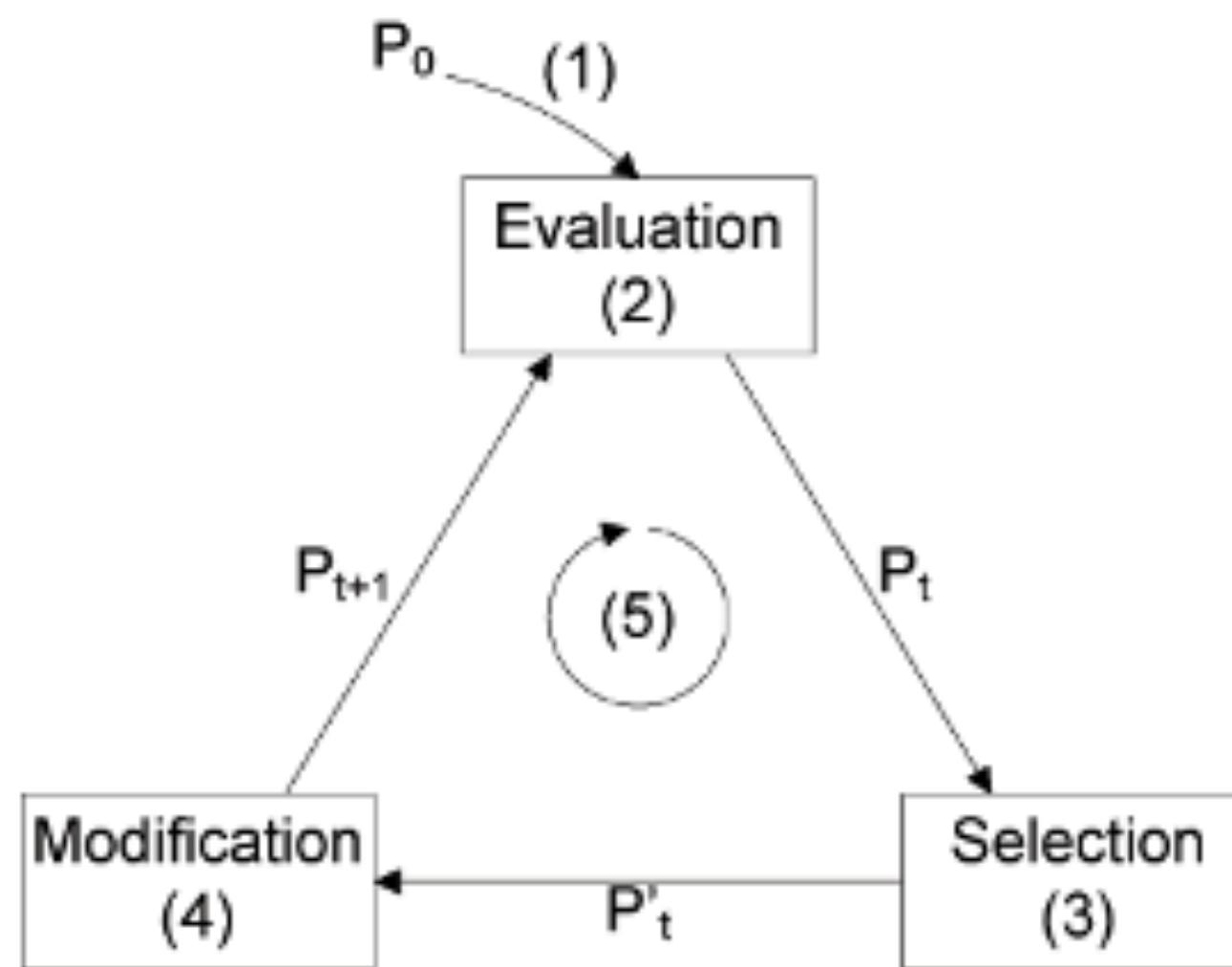
Programmation génétique

- **Algorithmes génétiques**
 - Algorithme d'optimisation stochastique
 - Inspiré de la théorie de l'évolution de Darwin
 - Fait évoluer une population de solutions codées en génomes

[0.73, 0.14, 0.92, 0.36, 0.58]	12/20
[0.09, 0.44, 0.87, 0.12, 0.65]	15/20
[0.55, 0.33, 0.71, 0.29, 0.96]	5/20
[0.18, 0.63, 0.42, 0.77, 0.08]	2/20
[0.94, 0.57, 0.22, 0.66, 0.38]	13/20
[0.03, 0.89, 0.51, 0.19, 0.47]	4/20
[0.61, 0.26, 0.15, 0.81, 0.50]	17/20
[0.28, 0.95, 0.07, 0.64, 0.31]	3/20
[0.49, 0.41, 0.80, 0.04, 0.72]	8/20
[0.11, 0.67, 0.36, 0.53, 0.20]	10/20



Hornby, G., Globus, A., Linden, D. and Lohn, J., 2006. Automated antenna design with evolutionary algorithms. In Space 2006 (p. 7242).



Une autre introduction super courte

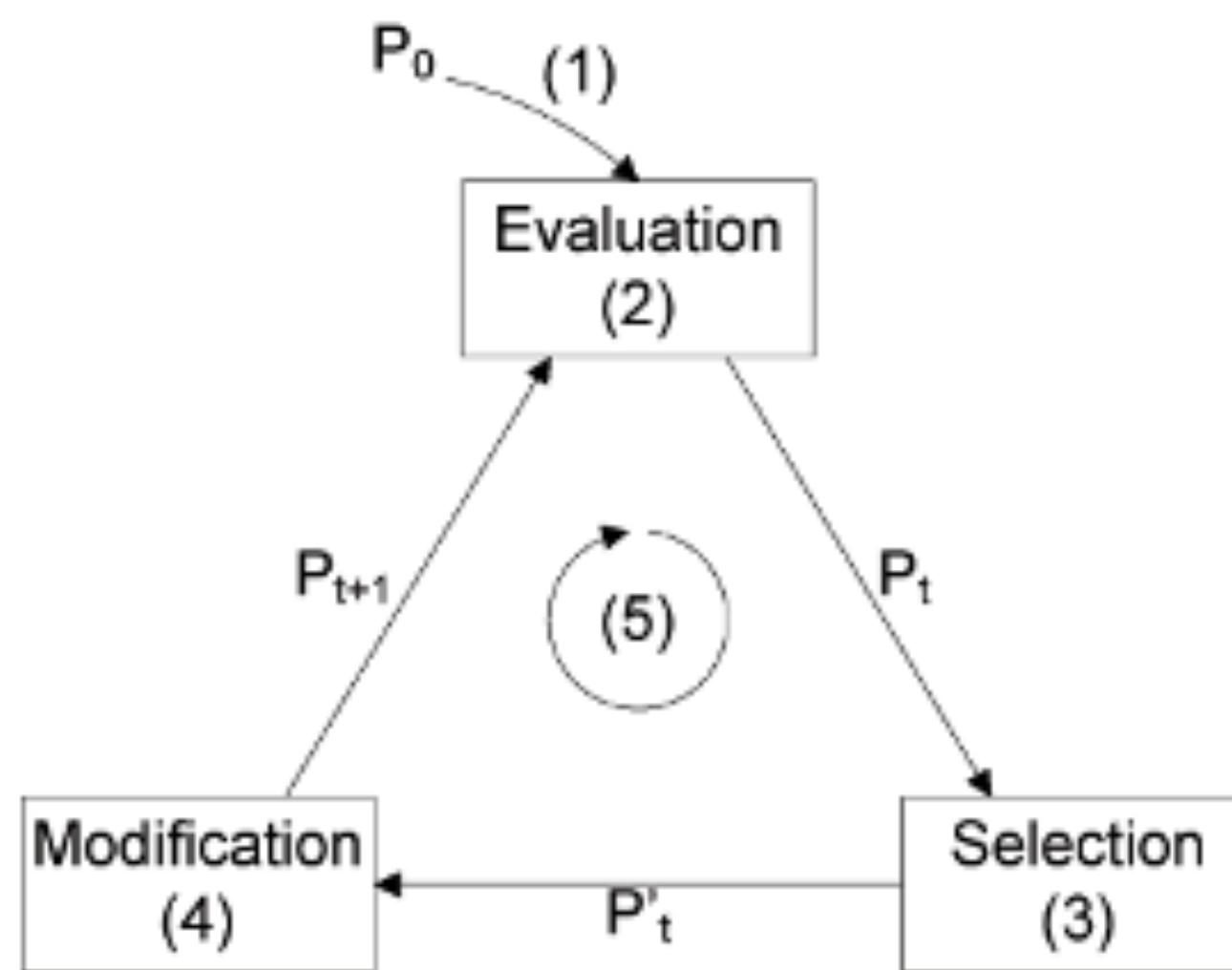
Programmation génétique

- **Algorithmes génétiques**
 - Algorithme d'optimisation stochastique
 - Inspiré de la théorie de l'évolution de Darwin
 - Fait évoluer une population de solutions codées en génomes

[0.73, 0.14, 0.92, 0.36, 0.58]	12/20
[0.09, 0.44, 0.87, 0.12, 0.65]	15/20
[0.55, 0.33, 0.71, 0.29, 0.96]	5/20
[0.18, 0.63, 0.42, 0.77, 0.08]	2/20
[0.94, 0.57, 0.22, 0.66, 0.38]	13/20
[0.03, 0.89, 0.51, 0.19, 0.47]	4/20
[0.61, 0.26, 0.15, 0.81, 0.50]	17/20
[0.28, 0.95, 0.07, 0.64, 0.31]	3/20
[0.49, 0.41, 0.80, 0.04, 0.72]	8/20
[0.11, 0.67, 0.36, 0.53, 0.20]	10/20



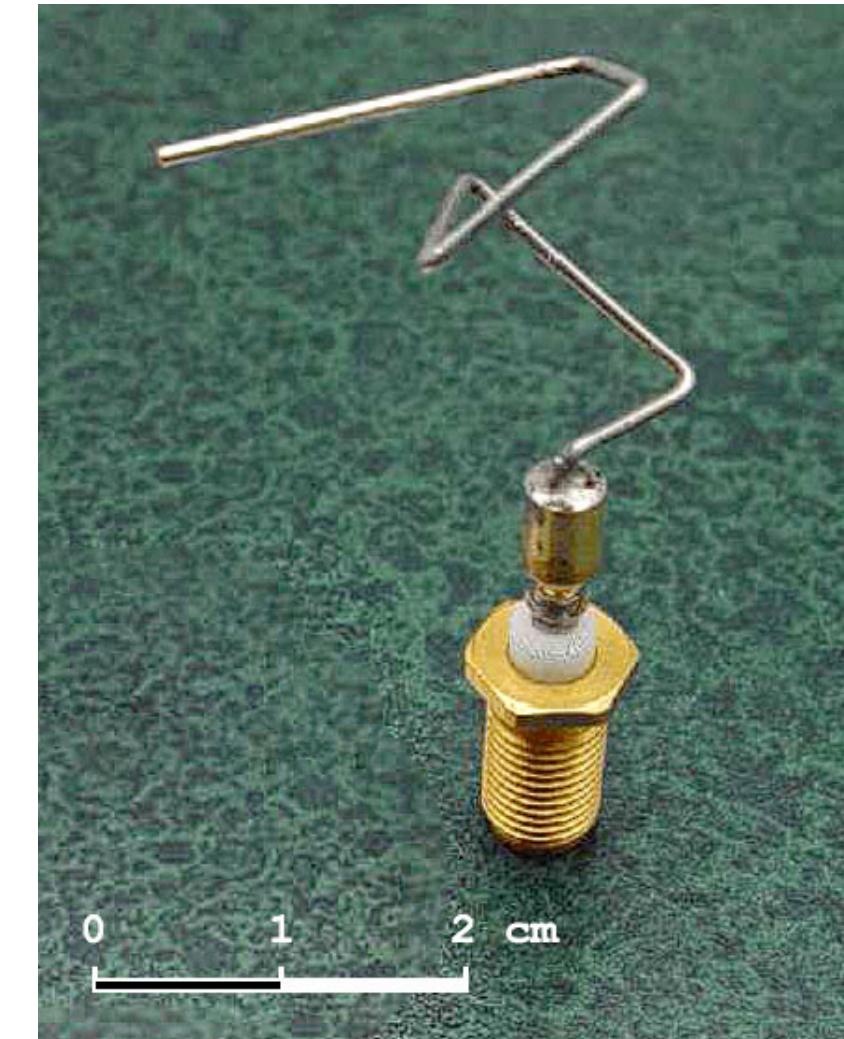
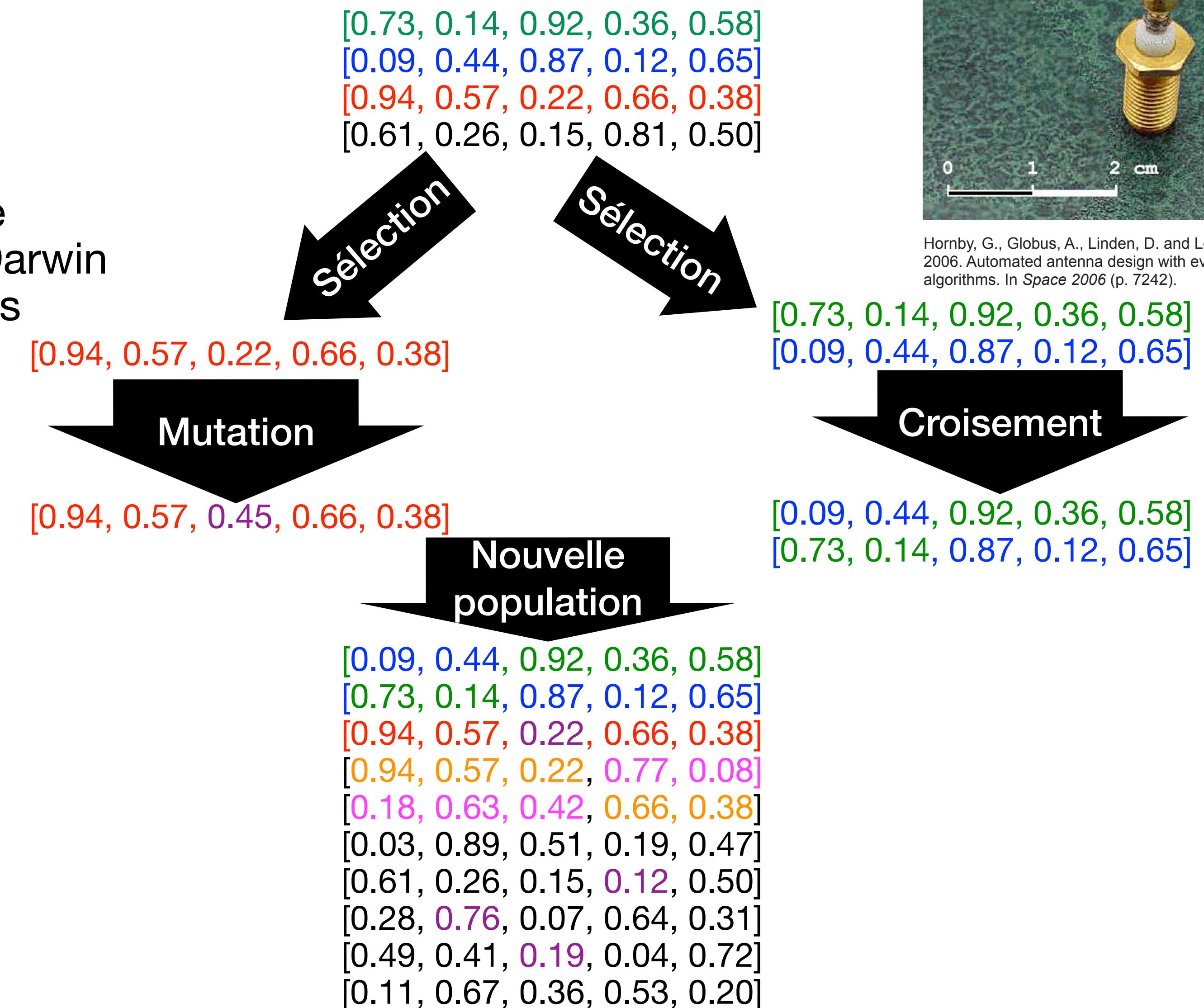
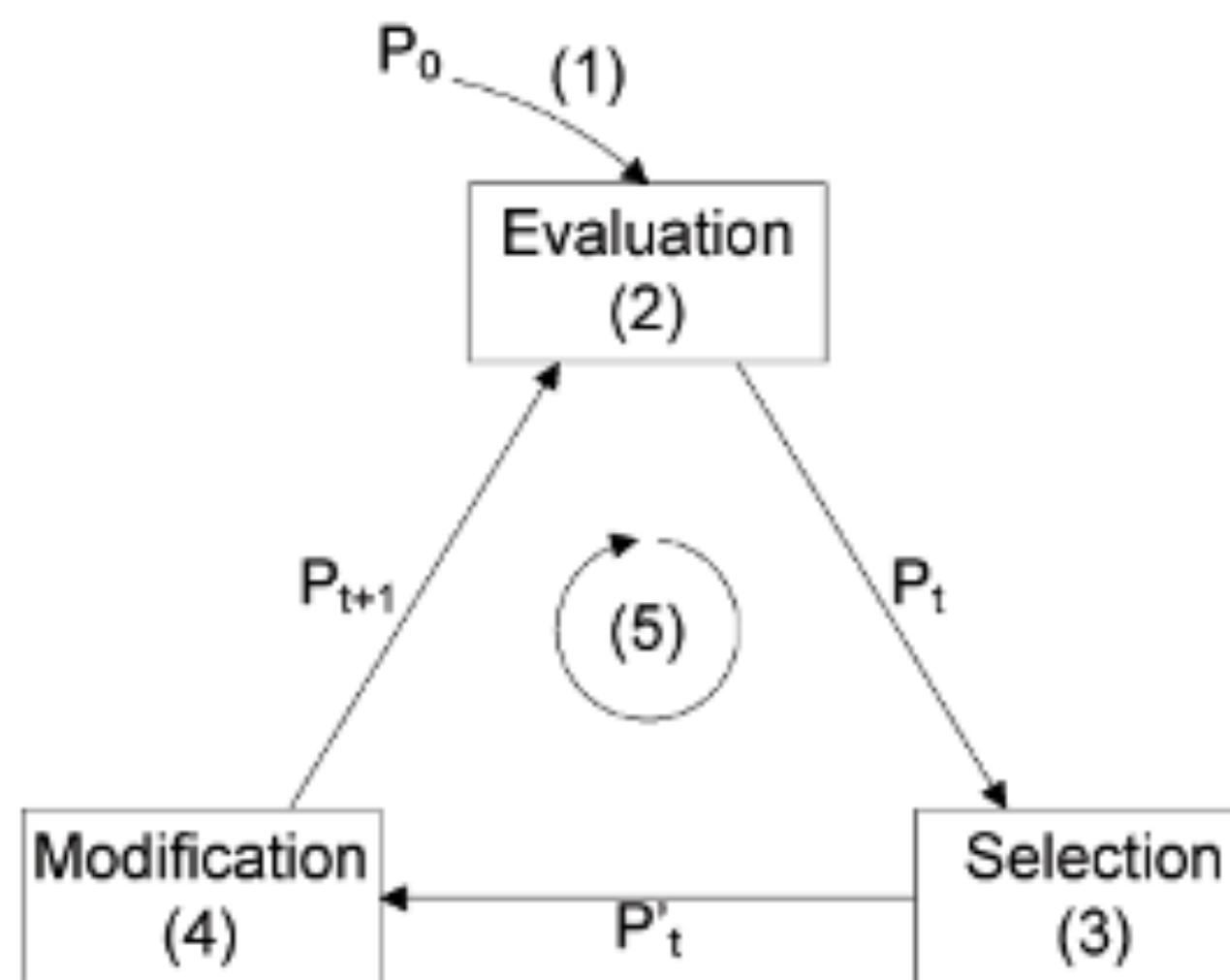
Hornby, G., Globus, A., Linden, D. and Lohn, J., 2006. Automated antenna design with evolutionary algorithms. In Space 2006 (p. 7242).



Une autre introduction super courte

Programmation génétique

- Algorithmes génétiques
 - Algorithme d'optimisation stochastique
 - Inspiré de la théorie de l'évolution de Darwin
 - Fait évoluer une population de solutions codées en génomes

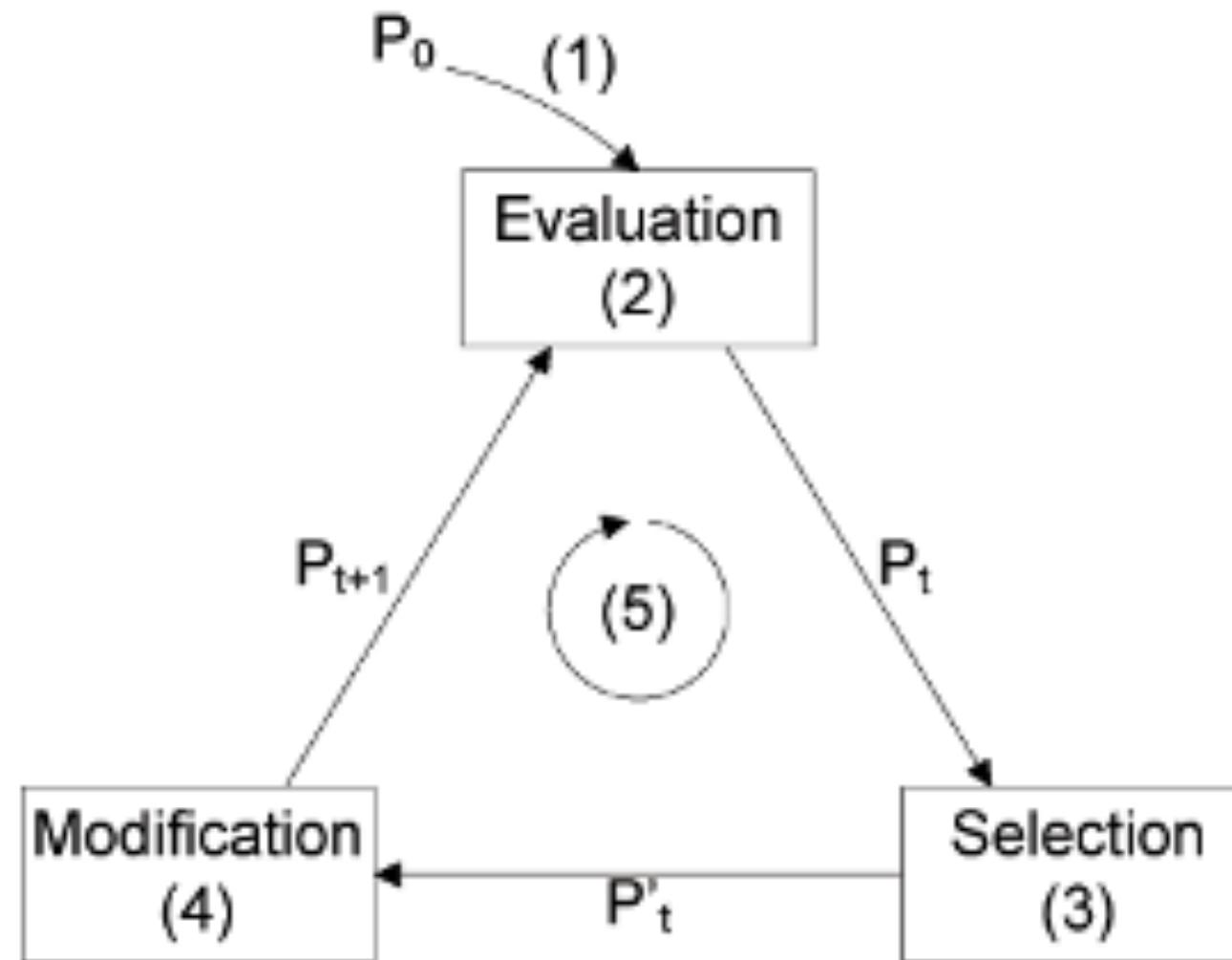


Hornby, G., Globus, A., Linden, D. and Lohn, J., 2006. Automated antenna design with evolutionary algorithms. In Space 2006 (p. 7242).

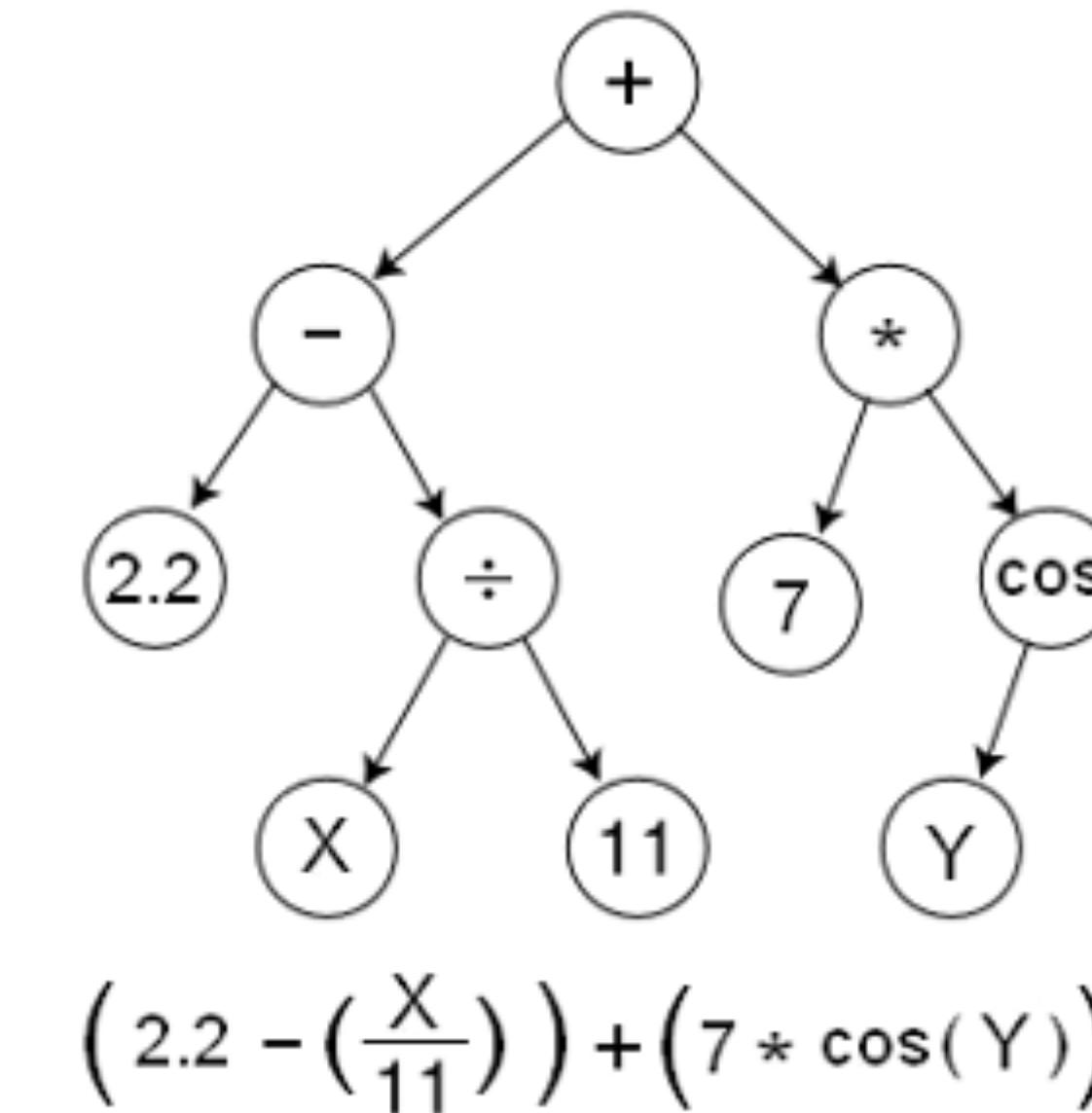
Une autre introduction super courte

Programmation génétique

- Algorithmes génétiques
 - Algorithme d'optimisation stochastique
 - Inspiré de la théorie de l'évolution de Darwin
 - Fait évoluer une population de solutions codées en génomes



- Programmation génétique
 - Basé sur l'évolution artificielle
 - Fait évoluer des fonctions/programmes pour répondre à une tâche donnée



Qu'est-ce que l'interprétabilité ?

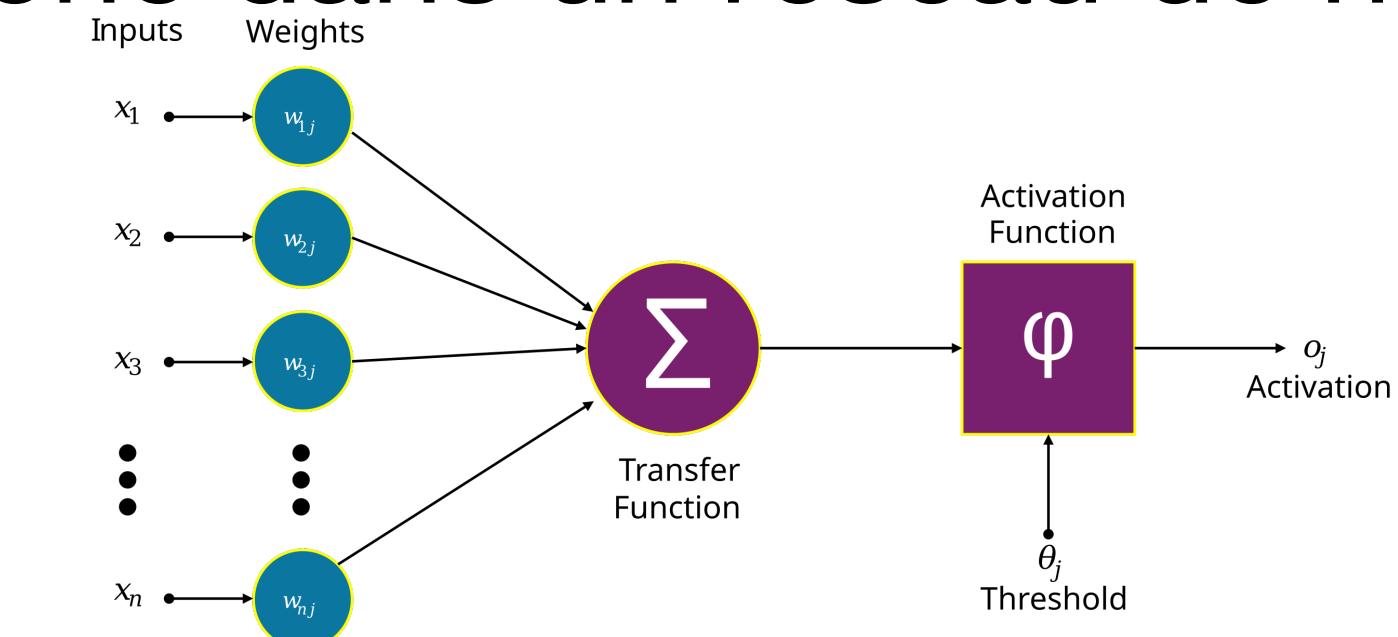
- Degré auquel un humain **comprend les mécanismes** d'un modèle
- Composants nécessaires de l'interprétabilité [Lipton 2018]
 - **Simulabilité** : un humain peut-il reproduire le processus de décision *in cerebro* ?
 - **Décomposabilité** : le processus de décision peut-il être décomposé en opérateurs atomiques qui sont interprétables ?
 - Transparence : garantie de convergence du processus d'apprentissage

Simulabilité

Un humain peut-il reproduire le processus de décision *in cerebro* ?

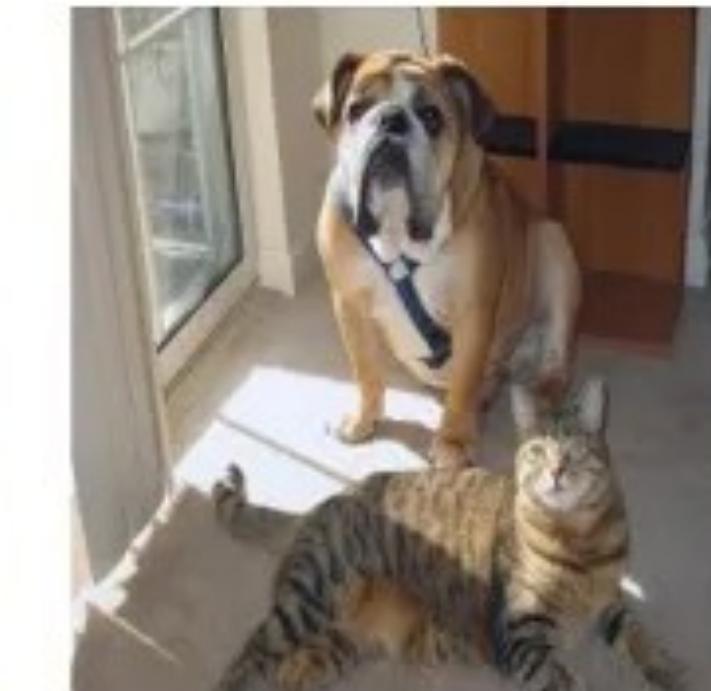
- Apprentissage profond = **trop complexe**
- Alternatives dans XAI :
 - Modèles de substitution (modèle d'un modèle, accumulation d'erreurs)
 - Explication post-hoc (par exemple Grad-CAM, SHAP) : montre « où » et non « pourquoi »
 - Peut induire en erreur ou omettre certains raisonnements clés

1 neurone dans un réseau de neurones



GradCam montre ‘où’ mais pas ‘pourquoi’

Grad-CAM for “Cat”

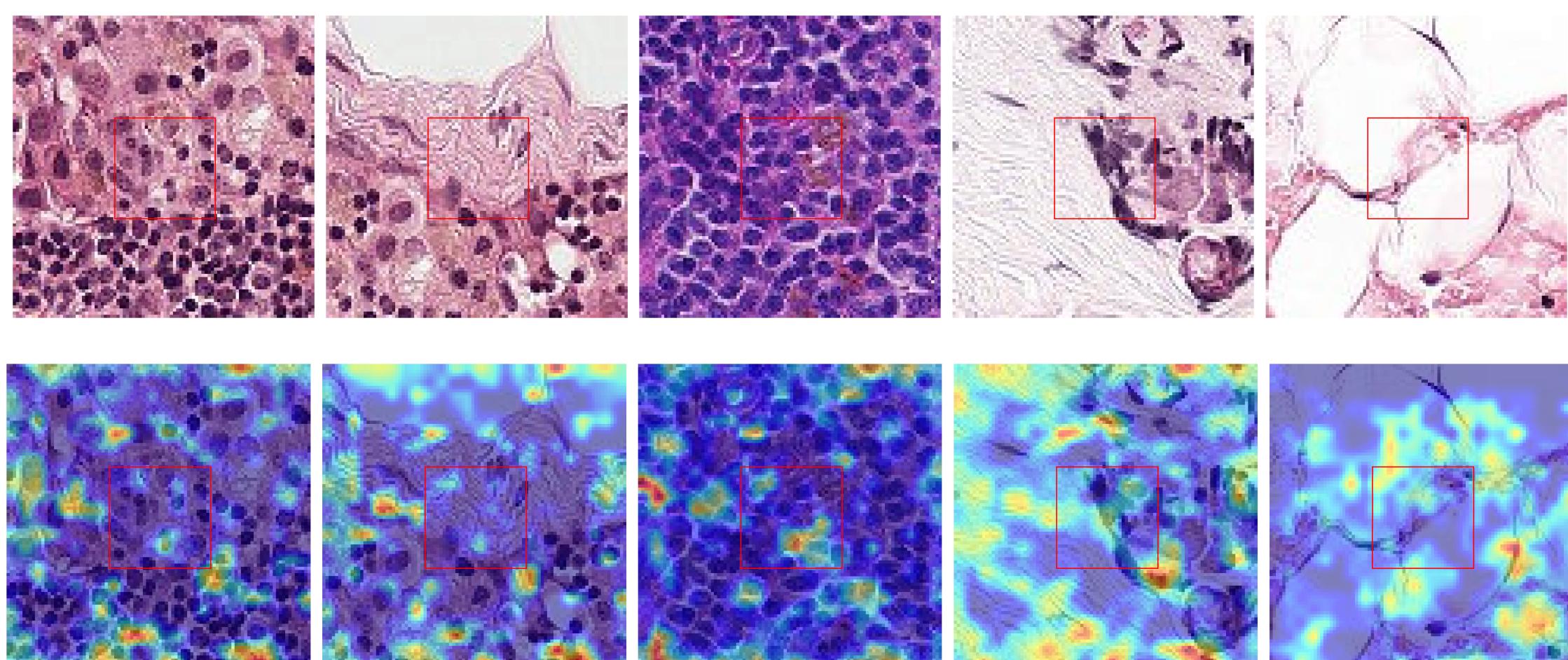


Grad-CAM for “Dog”

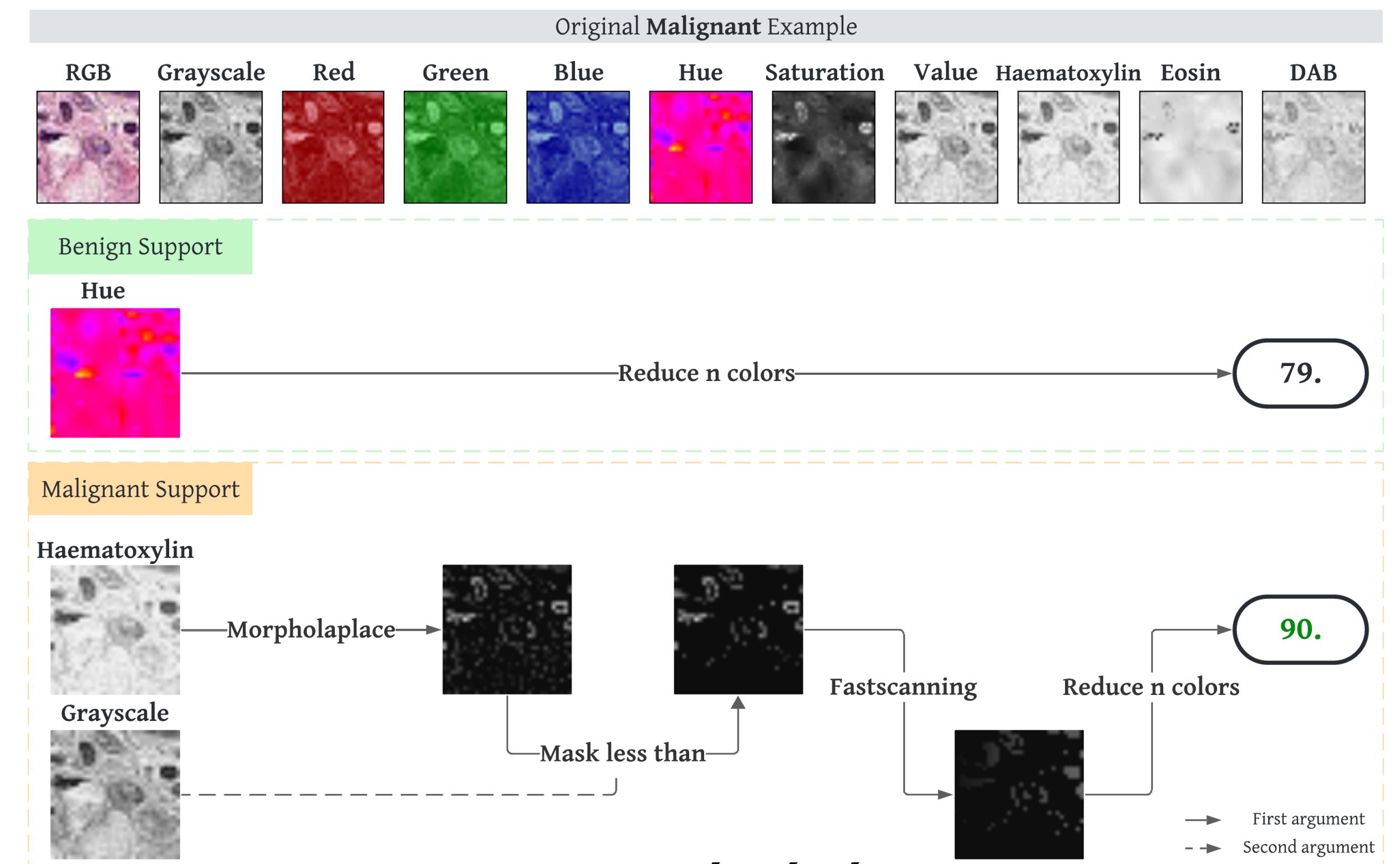
Simulabilité

Deep learning vs Programmation génétique

- Classification de patchs d'images histopathologiques comme cancer / non-cancer [de la Torre 2025]



Grad-CAM d'un Resnet18

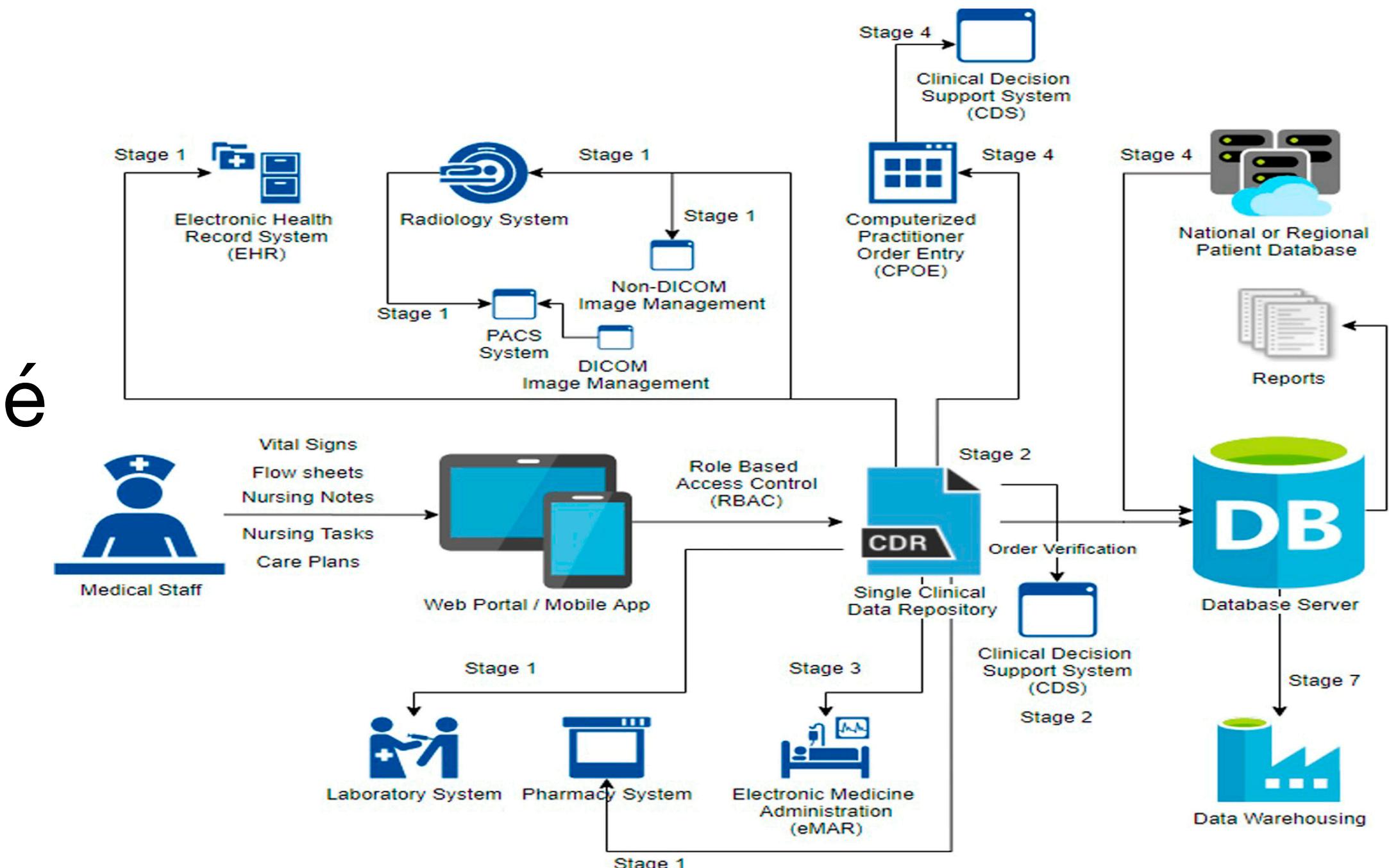


Graphe généré par GP

Décomposabilité

Le processus de décision peut-il être décomposé en opérateurs atomiques qui sont interprétables ?

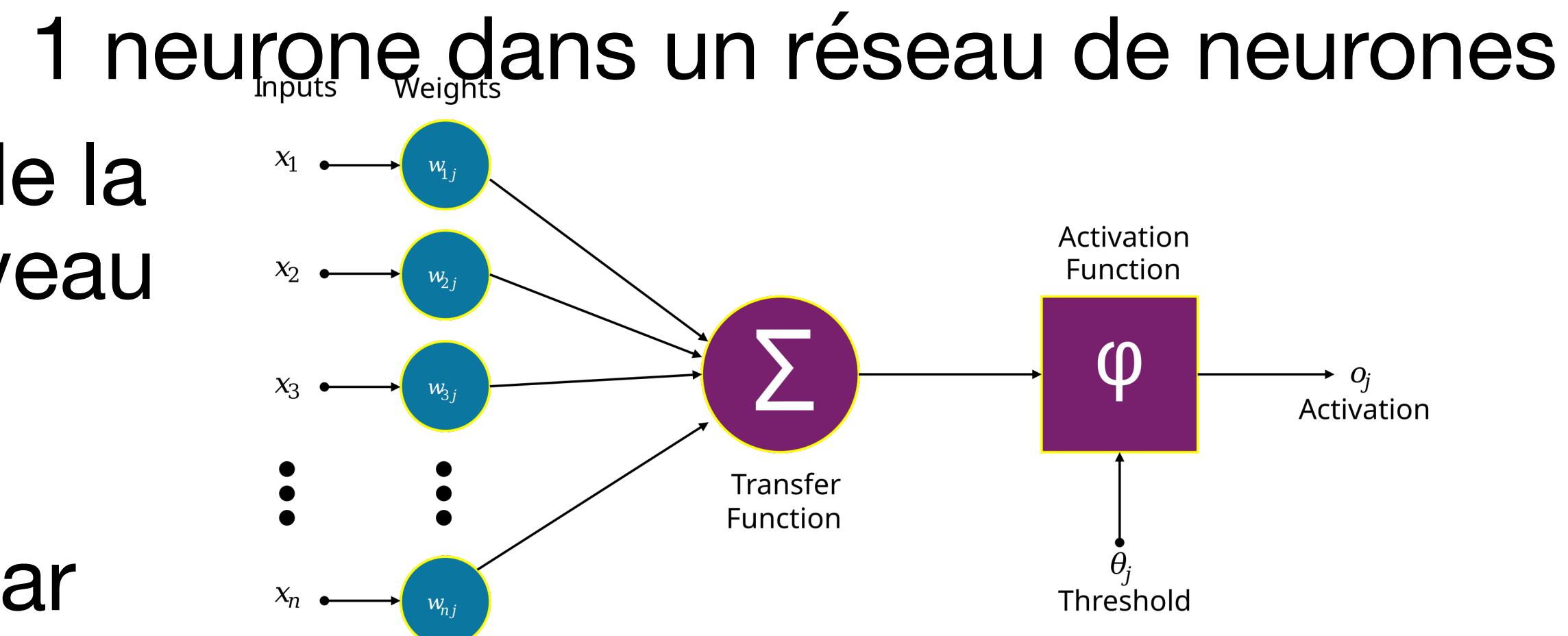
- Les logiciels complexes, tels que le dossier de santé électronique, sont conçus pour être décomposables. Cela simplifie :
 - Maintenance
 - Certification
 - Interprétabilité
- 3 niveaux principaux de décomposabilité
 - Fonction
 - Type
 - Décision



Décomposabilité au niveau de la fonction

Quelles opérations le modèle effectue-t-il sur ses entrées ?

- Les ANN sont décomposables au niveau de la fonction, mais les fonctions de très bas niveau et très complexes
- Les modèles générés par GP sont décomposables au niveau de la fonction par conception :
 - Composé de fonctions
 - Structuré en arbre, des graphes...
- La **décomposition en GP** dépend de la bibliothèque de fonctions



Equation générée par GP

$$f(x) = \left(\frac{\log(|x_1^2 + \sqrt{|x_2|} + 0.001|)}{\cos(x_3 - x_1)} \right) + (e^{-x_4} \cdot \tan(x_2 \cdot x_5)) \\ - \left(\frac{x_6^3 + \sin(x_1 x_4) - 2.718}{\sqrt{|x_3|} + 0.5} \right) + \left(\cos \left(\frac{x_7}{x_2 + 1e-5} \right) \cdot \log_2(x_1^2 + 1) \right) + \\ \left(\frac{1}{1 + e^{-(x_8 + x_9 x_1)}} \cdot \arctan(x_2^2 - x_3 x_5) \right) + \left(\left| \frac{\sin(x_6) \cdot x_1^2}{\cosh(x_7 - 1.5)} \right| + x_4 \right)$$

Décomposabilité au niveau de la fonction GP pour le traitement d'images biomédicales

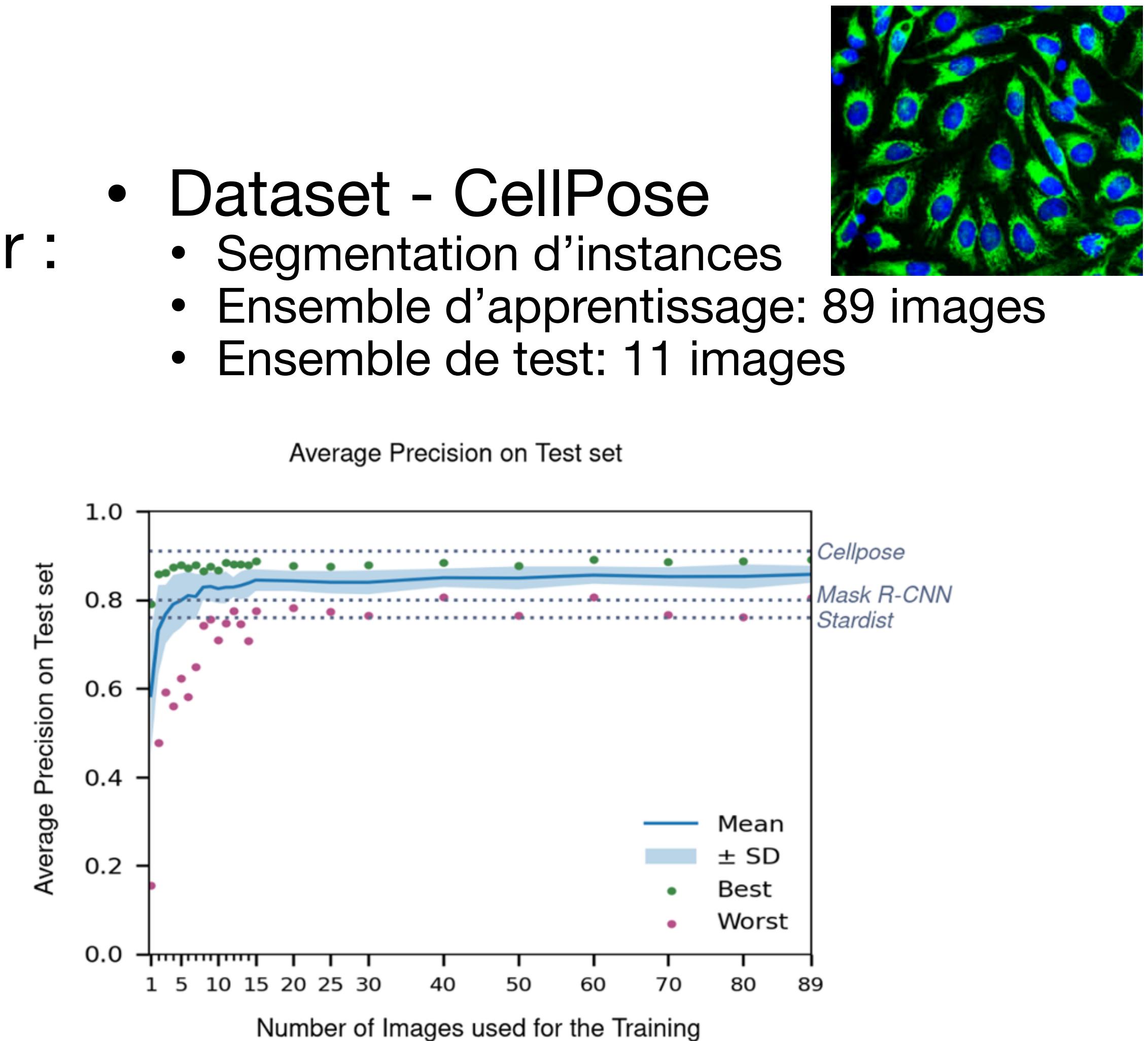
- Pourrait être fait avec des fonctions de base (+,-,*,/, etc.) mais générerait un énorme graphe
- Et si on inclut des fonctions spécifiques au domaine ?

Function library
max
min
mean
add
subtract
bitwise_not
bitwise_or
bitwise_and
bitwise_and_mask
bitwise_xor
sqrt
pow2
exp
log
median_blur
gaussian_blur
laplacian
sobel
robert_cross
canny
sharpen
gabor
abs_diff
abs_diff2
fluo_tophat
rel_diff
erode
dilate
open
close
morph_gradient
morph_tophat
morph_blackhat
fill_holes
remove_small_objects
remove_small_holes
threshold
threshold_at_1
distance_transform
dt_and_thresh
inrange_bin
inrange

Décomposabilité au niveau de la fonction

Comparaison avec les CNN

- Approches d'apprentissage en profondeur :
 - Mask RCNN
 - Stardist
 - CellPose - transfer learning
- CGP
 - 40 entraînements indépendantes
 - entraîné à partir de zéro
 - End-point: Marker Controlled Watershed
 - Évaluation : Précision moyenne
- CGP peut résoudre cette tâche avec
 - Une efficacité équivalente au Deep Learning
 - Très peu d'images ($\sim 10-15$)
 - De bonnes capacités de généralisation

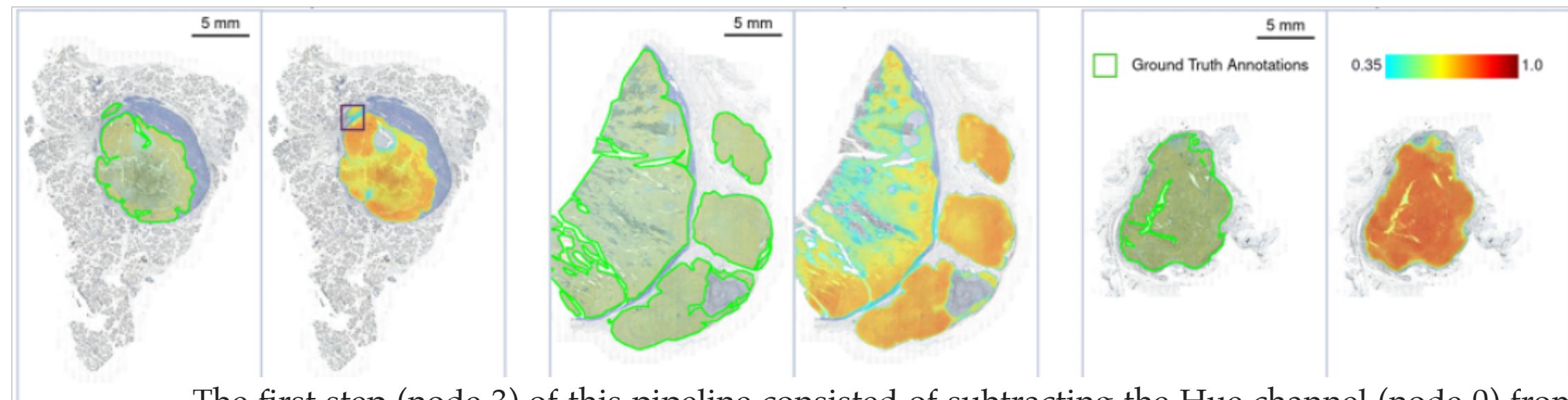


Décomposabilité au niveau de la fonction

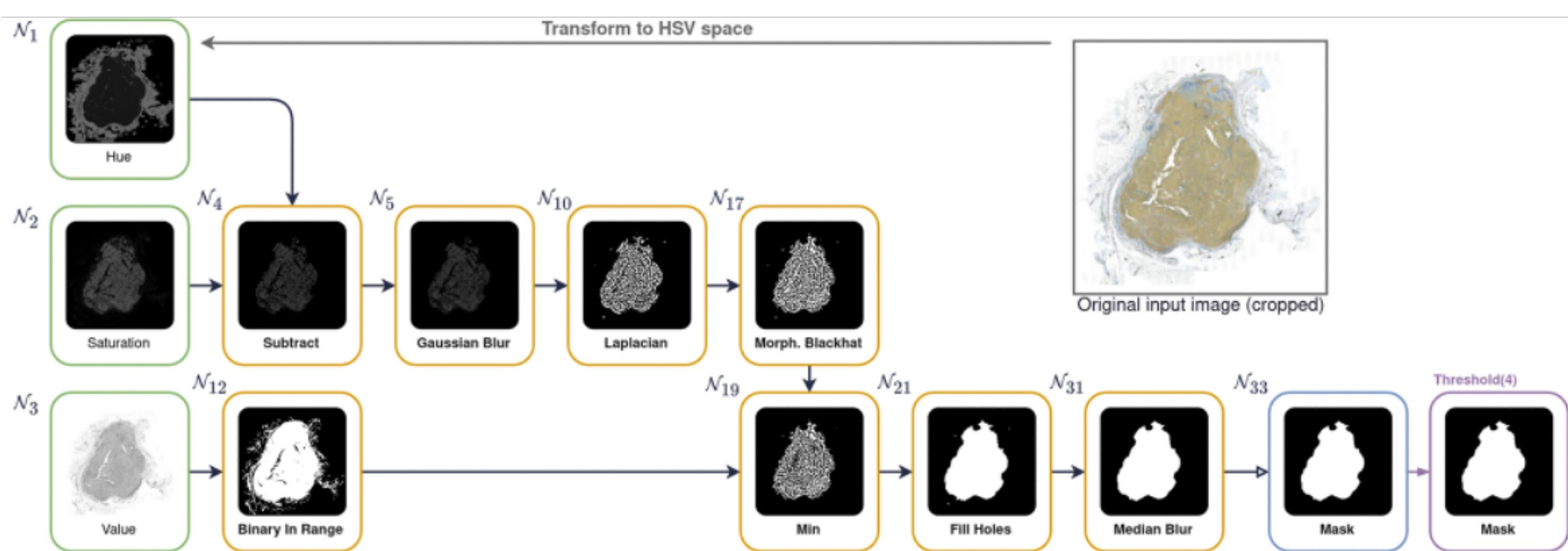
CGP peut générer des masques précis et interprétables



- Segmentation de nodules du mélanome
- Nécessité d'un **travail interdisciplinaire** pour comprendre le graphe généré



The first step (node 3) of this pipeline consisted of subtracting the Hue channel (node 0) from the Saturation channel (node 1), **allowing for the exclusion of pixels corresponding to CD8+ T cells and to other cells belonging to the tumor microenvironment**. Then Kartezio used a Gaussian Blur filter (node 4) in order to smooth the previously obtained area. Next, Kartezio chose a Laplacian filter (node 10) to detect the variations in the image obtained in node 4, thus **delimiting the tumor borders**. Interestingly, the sequence Gaussian Blur/Laplacian filters is frequently used by image analysts for image segmentation tasks. To highlight the segmented areas, Kartezio used Morphological Black Hat (node 17) which **reveals small objects that are darker than their surroundings**. Altogether, these initial calculations provided an accurate estimation of tumor area.

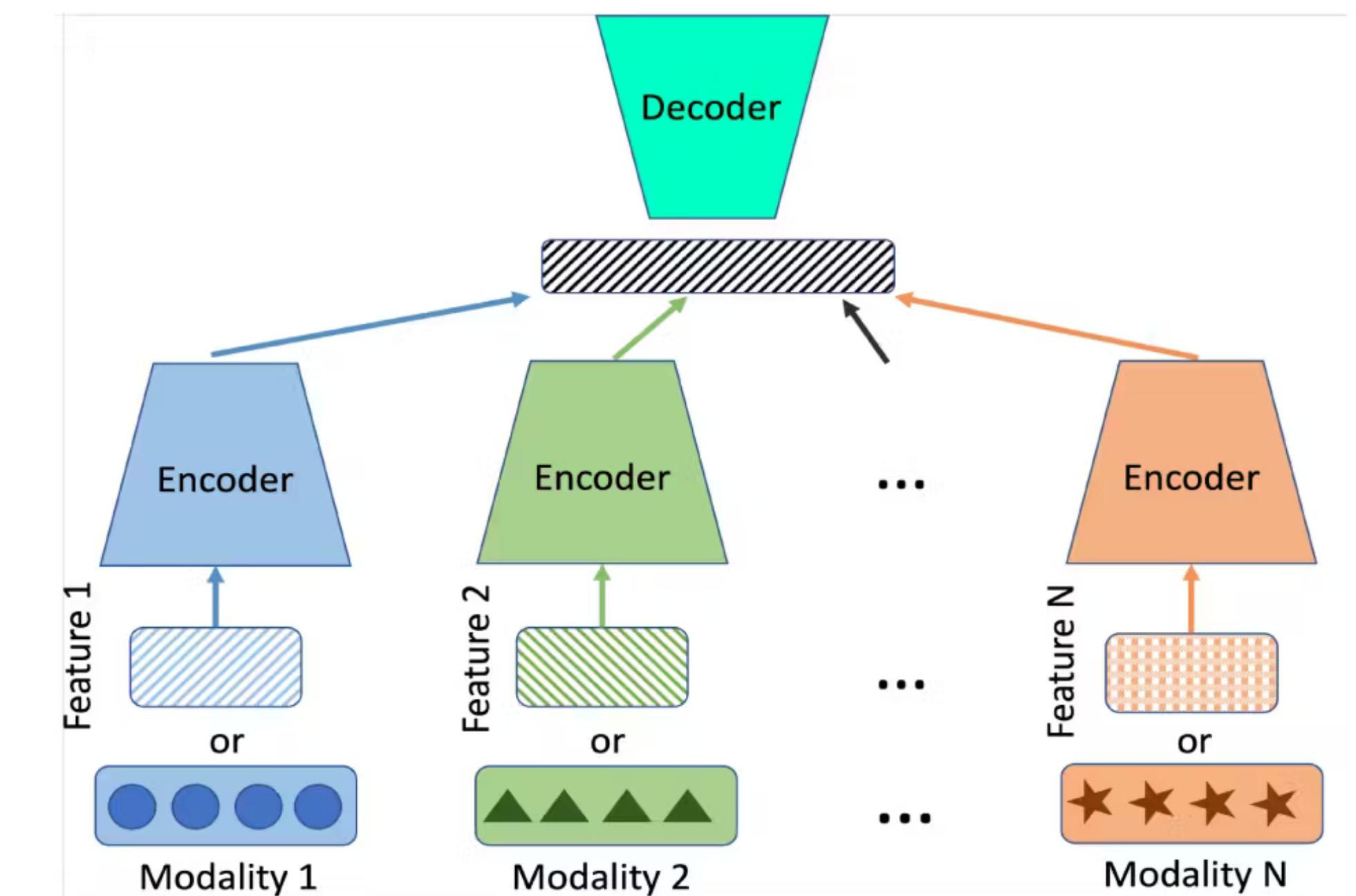


In parallel, node 12 created a binary mask of the Value channel (brightness) allowing for **the establishment of a global map of the area of interest**. The next step selected by Kartezio consisted of **merging the two maps with the min operator** (node 19). This allowed for **the elimination of all pixels detected by the first calculation (results of node 17) that fell outside the area of interest**. Kartezio next selected a Fill Hole filter in order to transform the selected area limits into a solid binary mask. A final step consisted of removing the noise from the edges of the mask using a Median Blur filter (node 31).

Décomposabilité au niveau du type

Comment les modèles gèrent différents types de données et la transformation entre eux

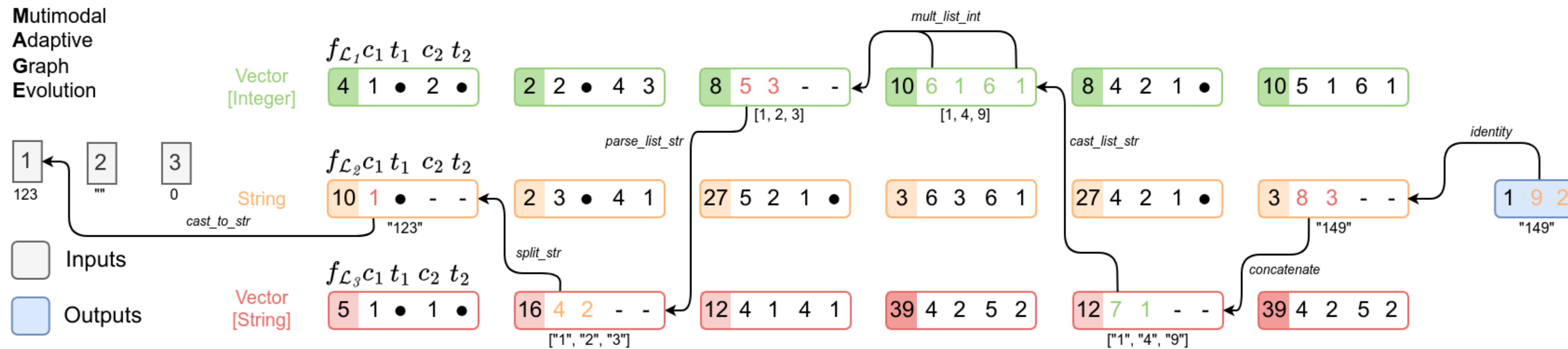
- Central dans l'analyse des données médicales en raison de la diversité des données :
 - Dossiers cliniques
 - Biologie
 - Images
 - Génomique
 - etc.
- Les approches deep learning transforment souvent les données au début du processus en un seul type
 - **Perte de sémantique des données**



Décomposabilité au niveau des types

Multimodal Adaptive Graph Evolution (MAGE)

- Approche multi-chromosomique
 - Une bibliothèque de fonctions spécifiques par type de données de sortie
 - Mutation sécurisée entre les types de données intra et inter-chromosomes



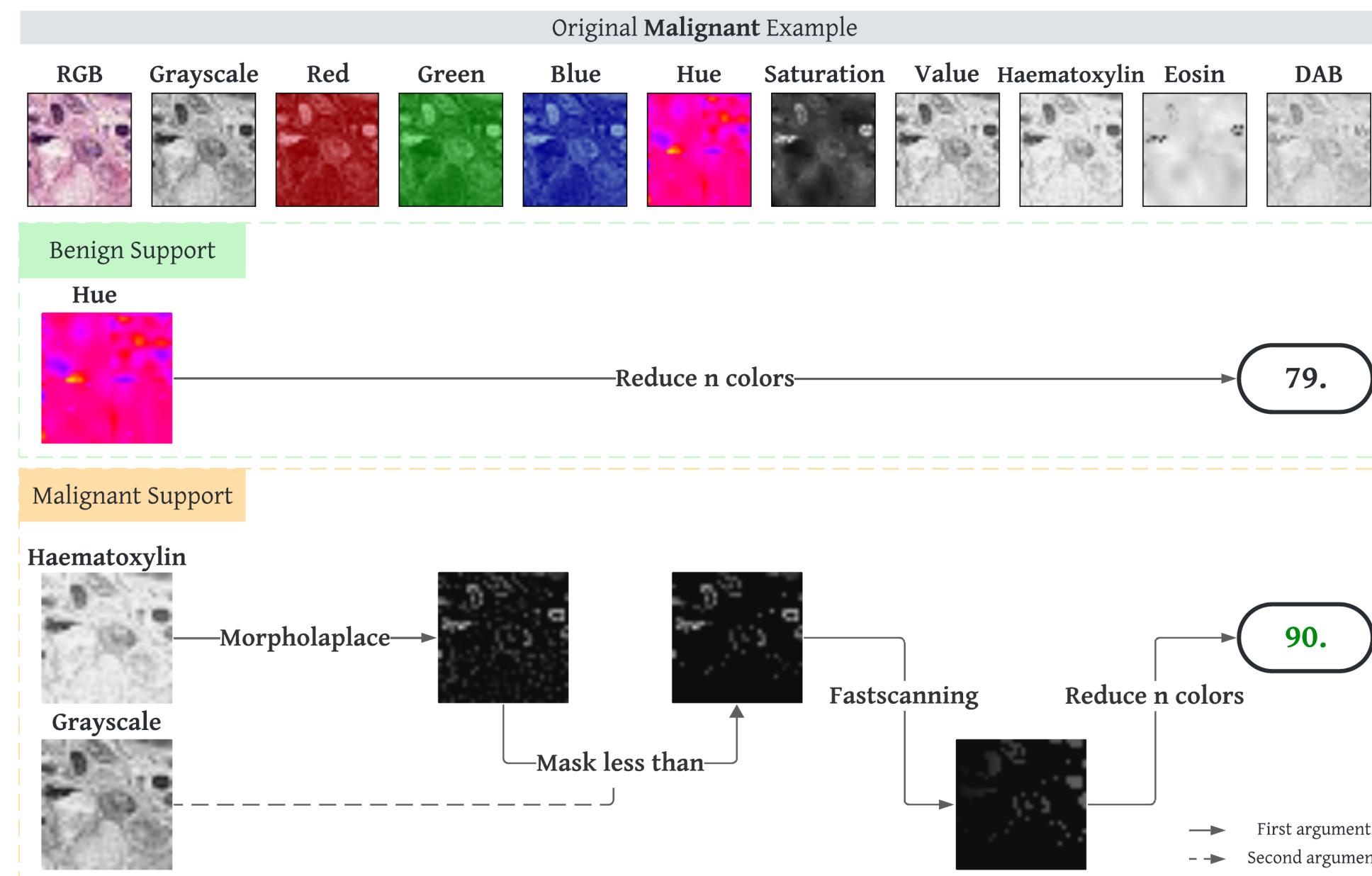
Décomposabilité au niveau de types

Multimodal Adaptive Graph Evolution (MAGE)



- MAGE peut suivre comment les types de données sont utilisés dans un graphe

Classification d'images



MAGE

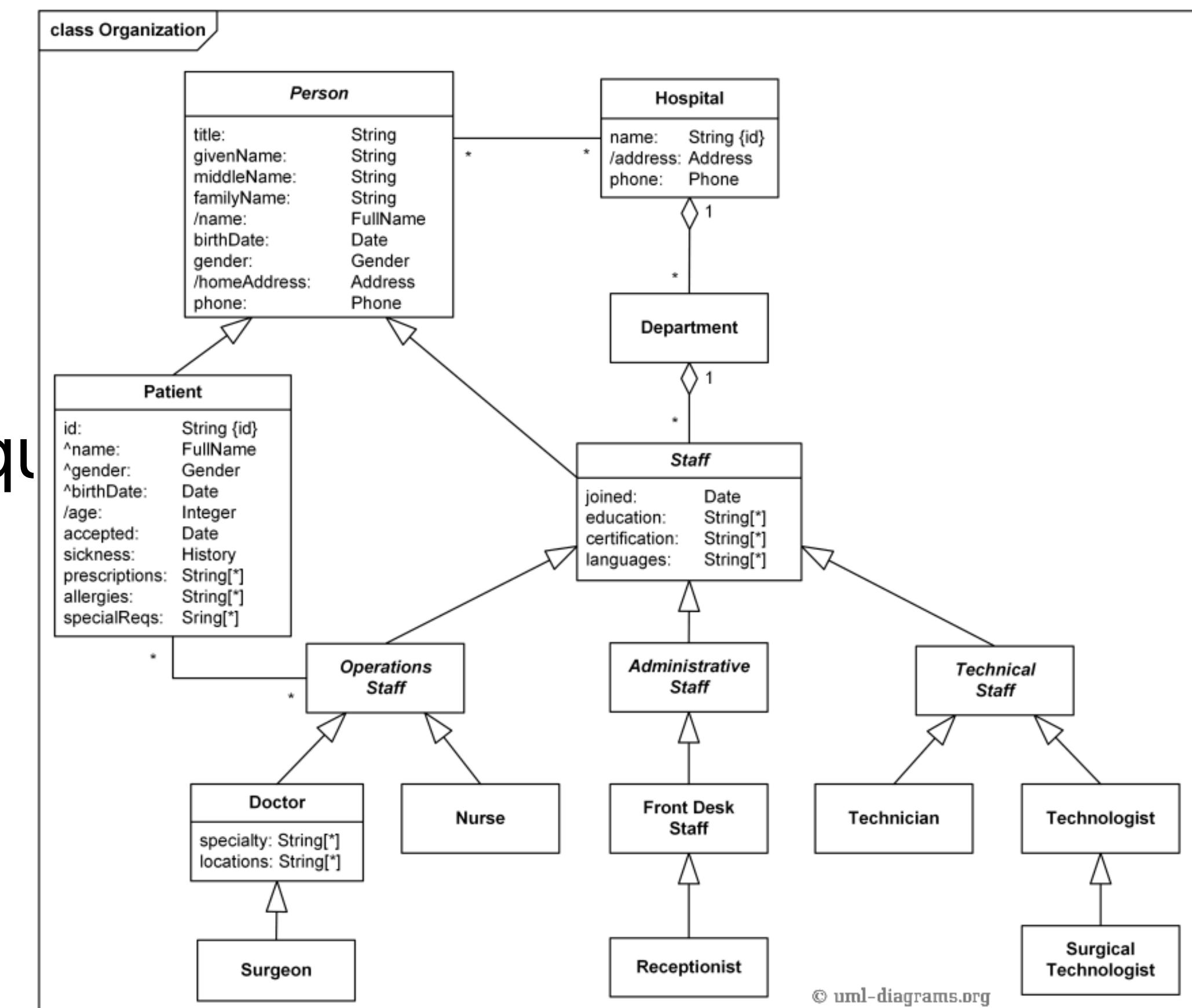
De La Torre, C., Cortacero, K., Cussat-Blanc, S. and Wilson, D., 2024, July. Multimodal adaptive graph evolution. In *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion* (pp. 499-502).

De La Torre, C., Nadizar, G., Lavinas, Y., Schwob, R., Franchet, C., Luga, H., Wilson, D. and Cussat-Blanc, S., 2025, April. Evolved and Transparent Pipelines for Biomedical Image Classification. In *European Conference on Genetic Programming (Part of EvoStar)* (pp. 173-189). Cham: Springer Nature Switzerland.

Décomposabilité au niveau des décisions

Comment décomposer des décisions complexes en sous-décisions/modules plus simples ?

- Valider/mettre à jour/interpréter chaque module séparément
- En ligne avec le processus de décision médicale,
- Par exemple, diagnostique tumoral
 1. Segmenter la tumeur
 2. Extraire des caractéristiques morphologiques
 3. Appliquer les critères diagnostiques
- Mais, n'est-ce pas ce que nous faisons aussi en ingénierie ?



Comment mesurer la décomposabilité ?

Si on peut la mesurer, on peut l'optimiser !

- Il existe déjà des méthodes permettant d'évaluer la décomposabilité des process de fabrication et de design, en particulier au début des années 2000
- Exemple: Chen et Li 2005
 - Utilisation de matrice d'incidence des représentations
 - Méthodologie basée sur des indices de complexité et leur amélioration par décomposition

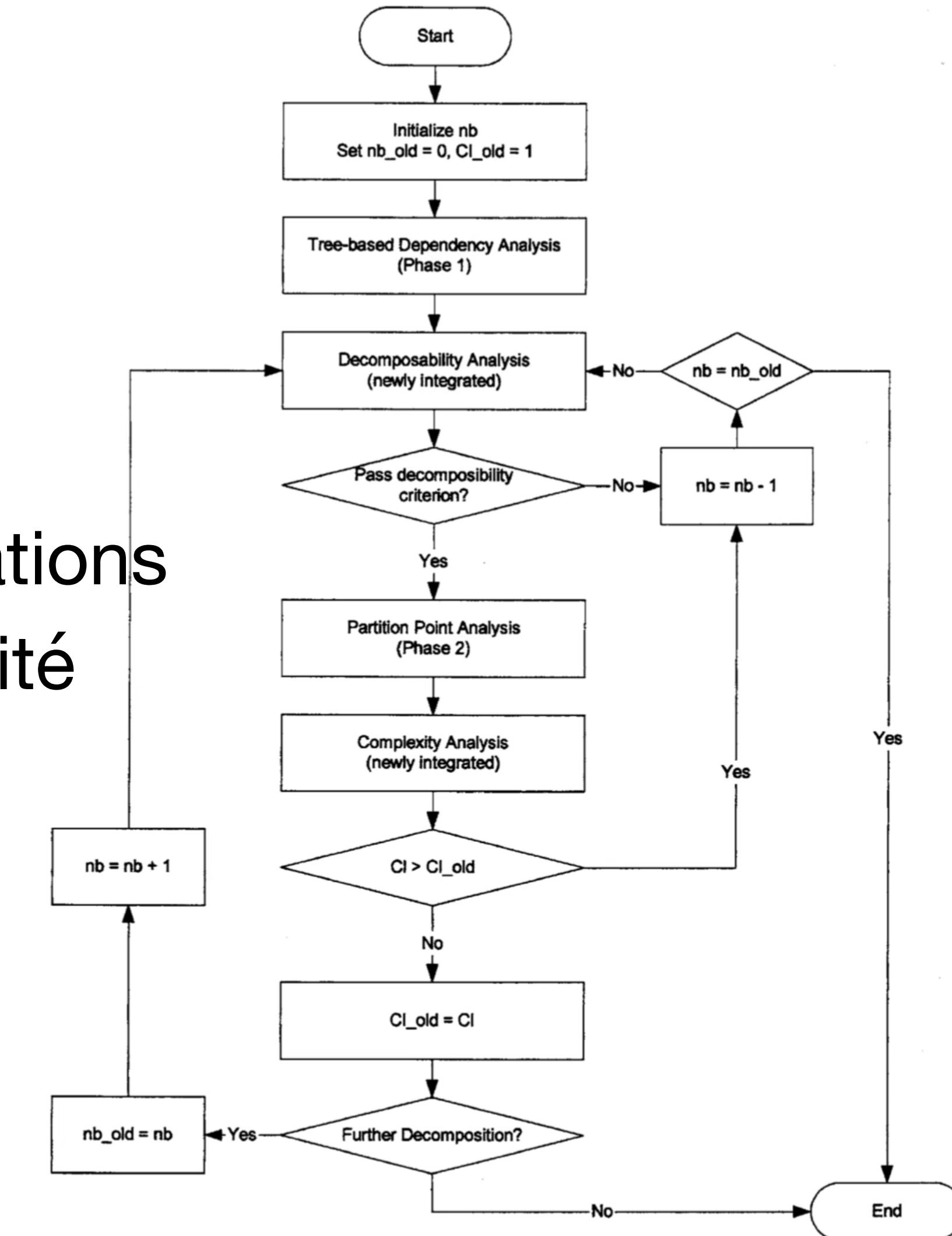
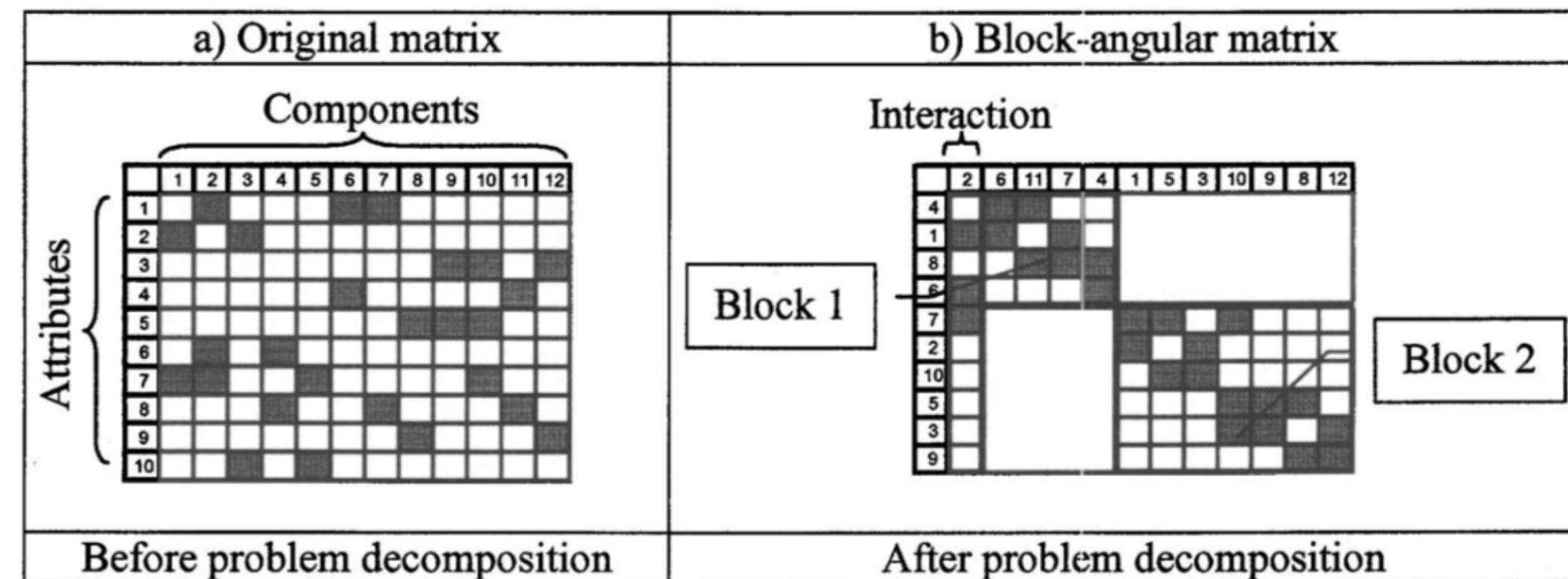


Fig. 13 Flowchart for achieving the optimal number of blocks in decomposition

Conclusion & Ouvertures

Interprétabilité



- L'explicabilité n'est pas suffisante, il nous faut de l'interprétabilité!
- **Interprétabilité est un continuum**, elle n'est pas binaire
- Elle dépend de la structure des modèles, de la sémantique et de **l'alignement avec le raisonnement humain**
- Interprétabilité émerge souvent/parfois (?) pendant l'optimisation des performances
- Mais peut-on optimiser les modèles spécifiquement pour l'interprétabilité ?
 - **Nécessite des métriques** mesurant interprétabilité: la décomposabilité est peut être une première étape ?
 - **Interprétabilité est dépendent de l'humain:** optimisation interactive?
- Ces approches peuvent elles mener à des **découvertes scientifiques automatiques** si on est capable de comprendre les modèles ?

Merci !



TIRIS
Toulouse Initiative
for Research's Impact on Society

