

Quand les algorithmes évoluent pour explorer le vivant

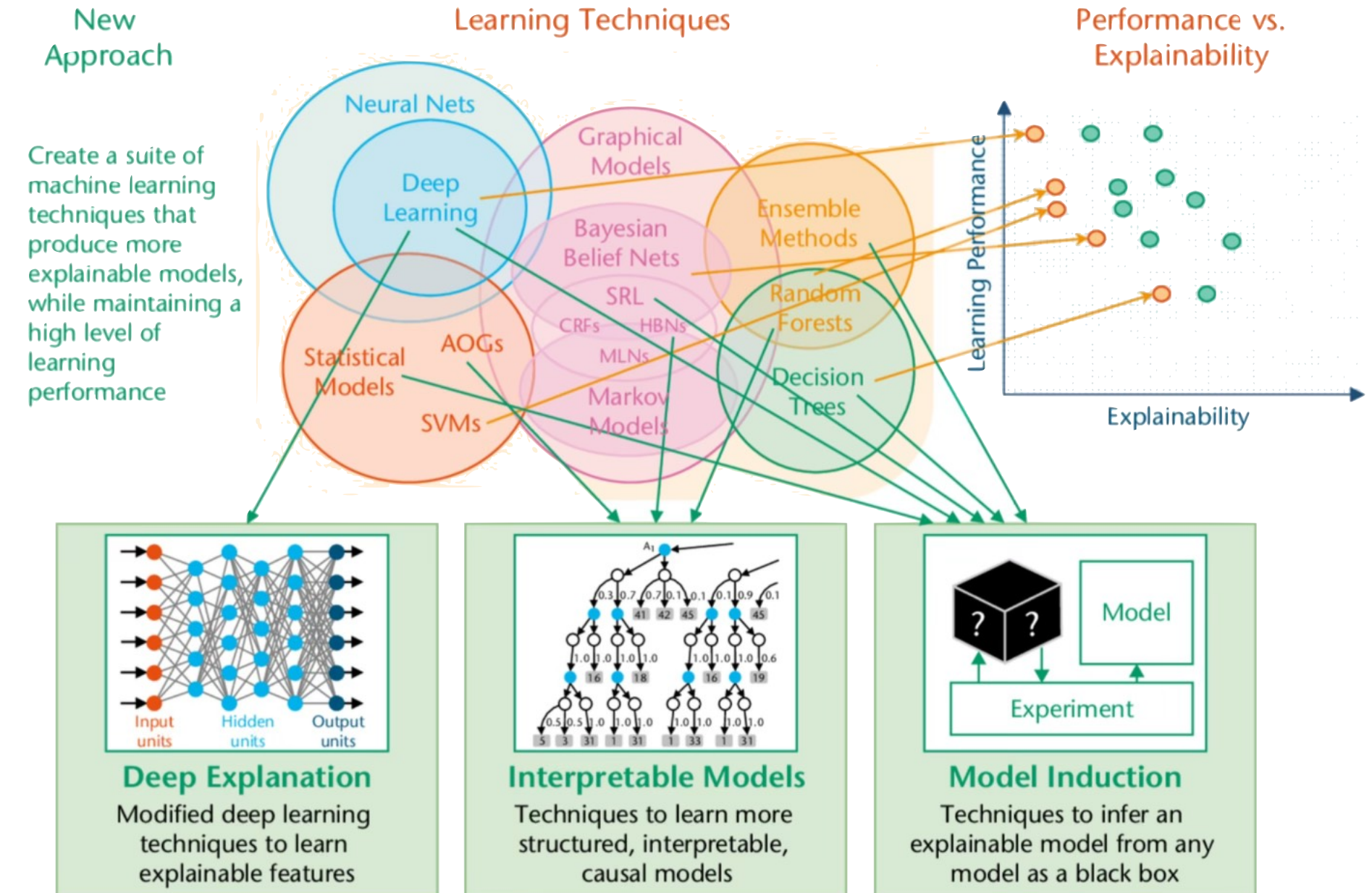
Sylvain Cussat-Blanc

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

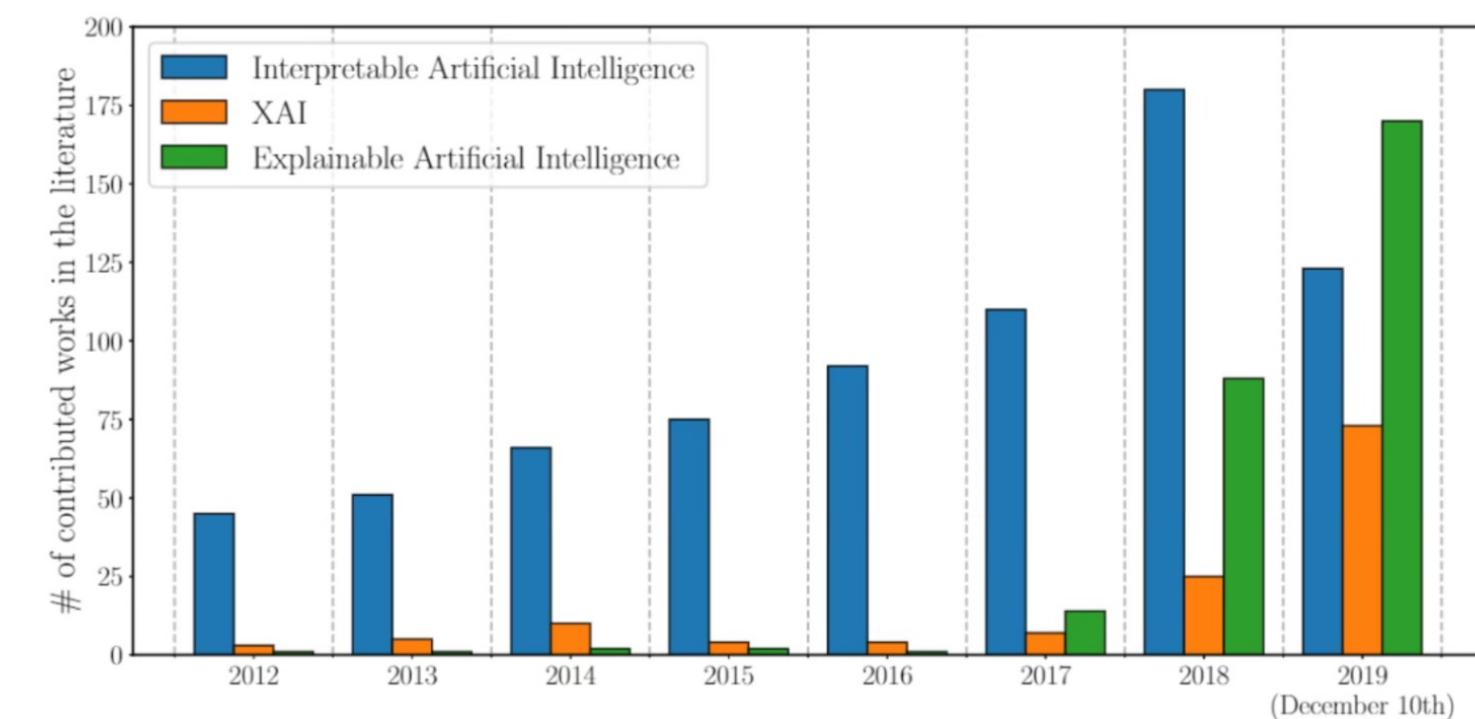


L'apprentissage machine révolutionne l'IA

- Le deep learning est partout
 - Analyse d'images
 - Traitement du langage naturel
 - Et bien d'autres
- Fort attrait de l'industrie
- Mais le deep learning aussi des limites
 - Nécessite beaucoup de données annotées
 - N'est pas interprétable
 - Est très consommateur d'énergie



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

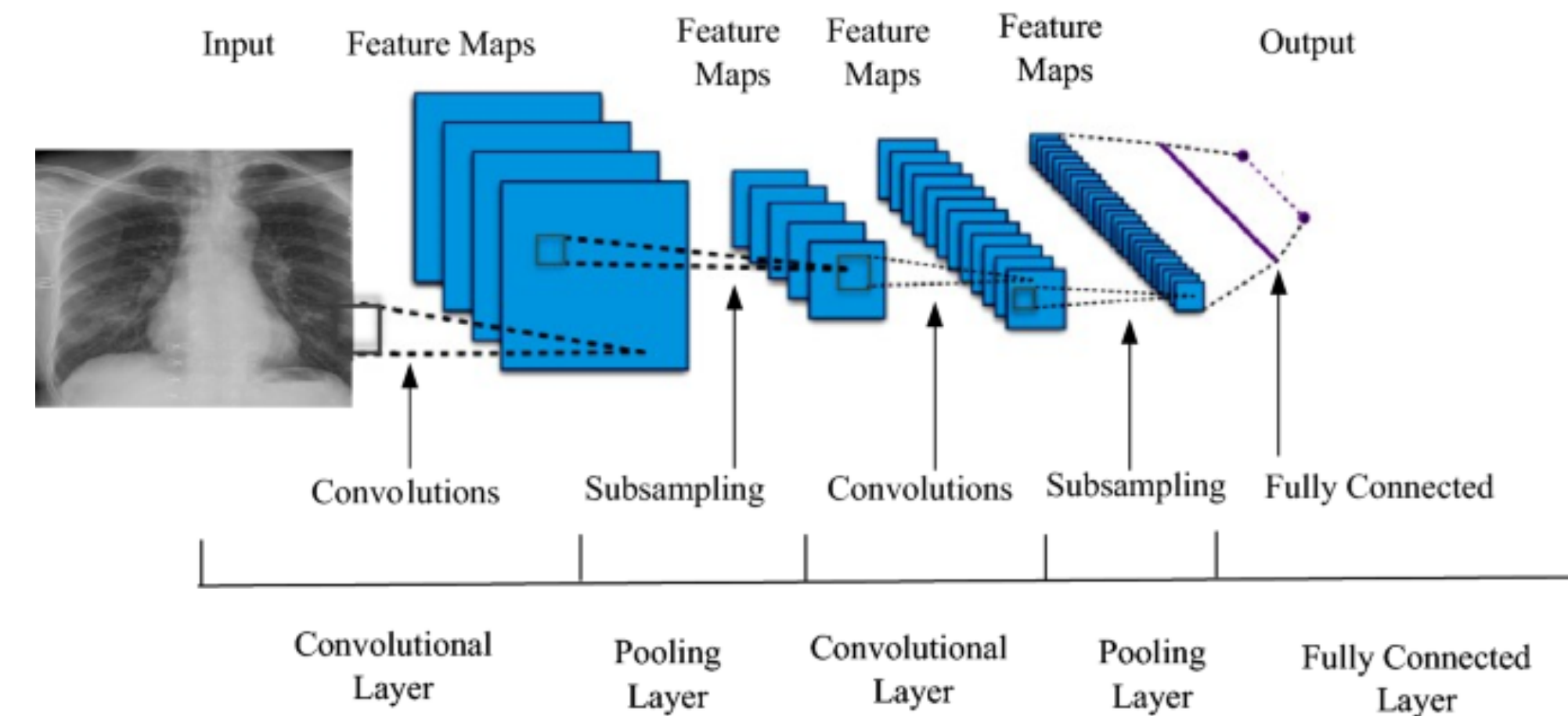
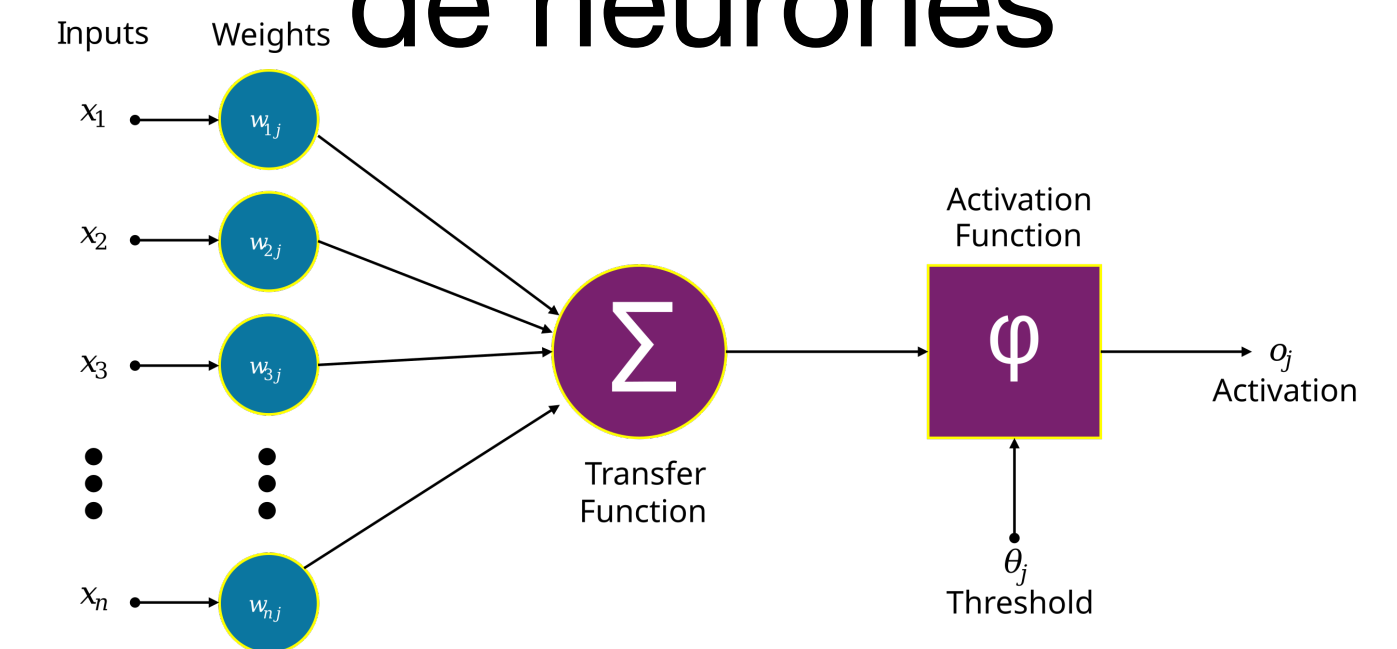


Arrieta, A. B., Diaz-Rodriguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., Garcia, S., Gil-Lopez, S., Molina, D., Benjamins, R., et al. Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. Information fusion 58, 82–115 (2020).

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'enchainent
 - 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

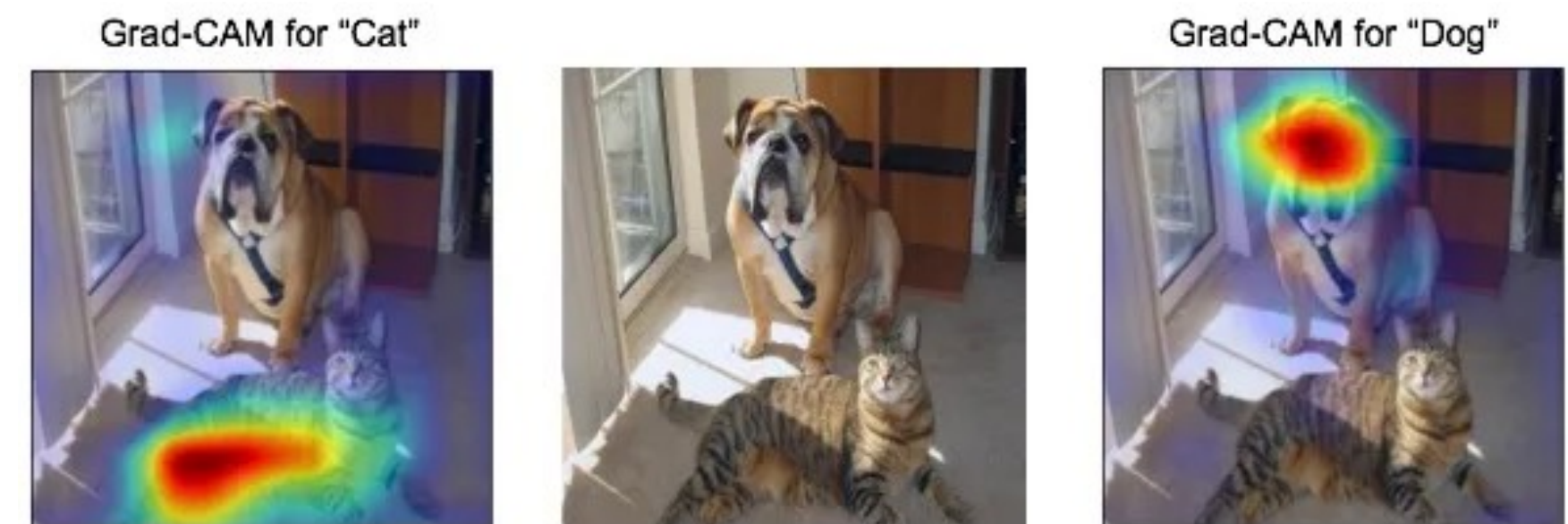


Nouvelles réglementations de l'IA en médecine

- 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**

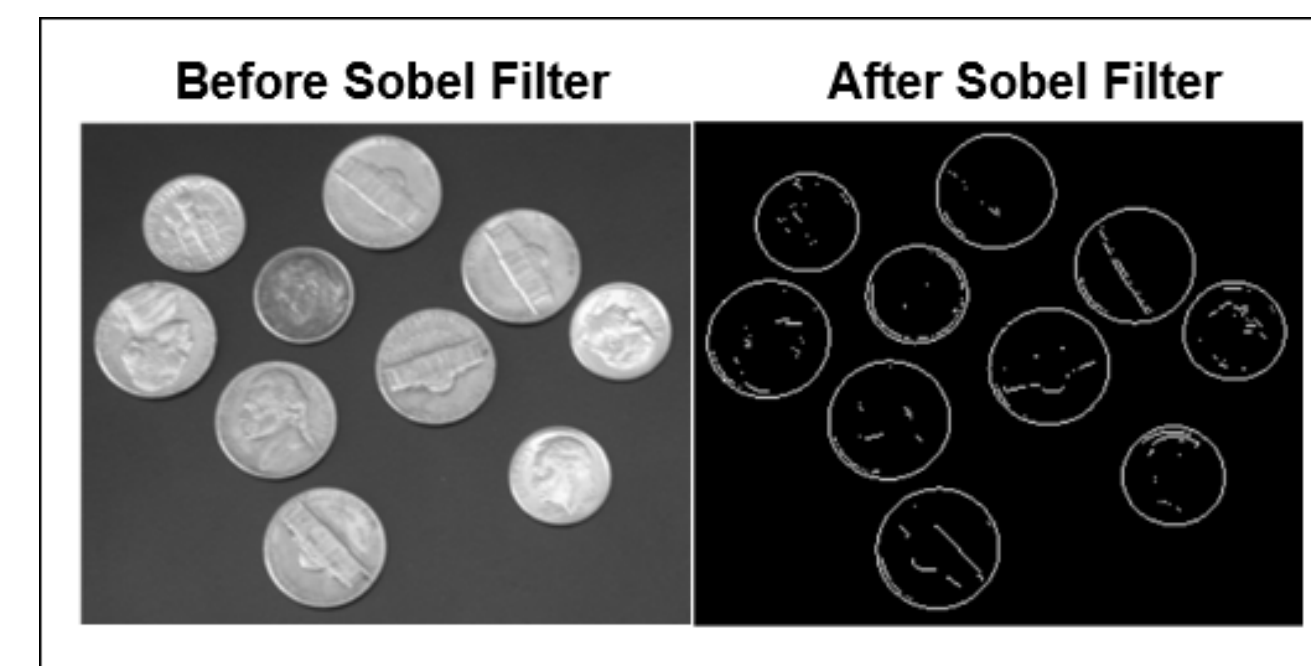
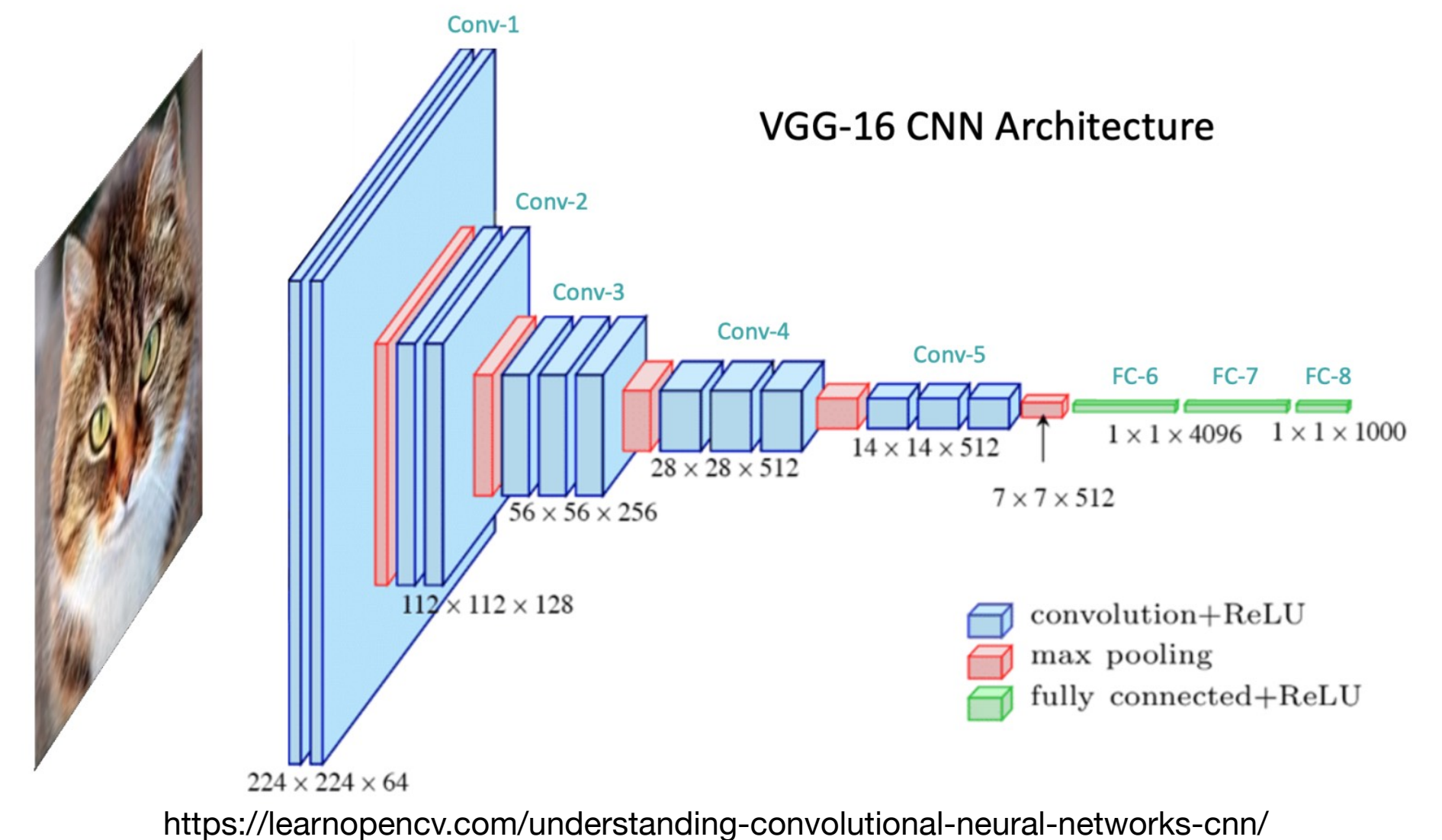
Explicabilité vs Interprétabilité

- Explicabilité: Analyse du **comportement des modèles**
 - Souvent basés sur des méthodes à postériori
 - Adapté aux réseaux de neurones et modèles « boîte 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



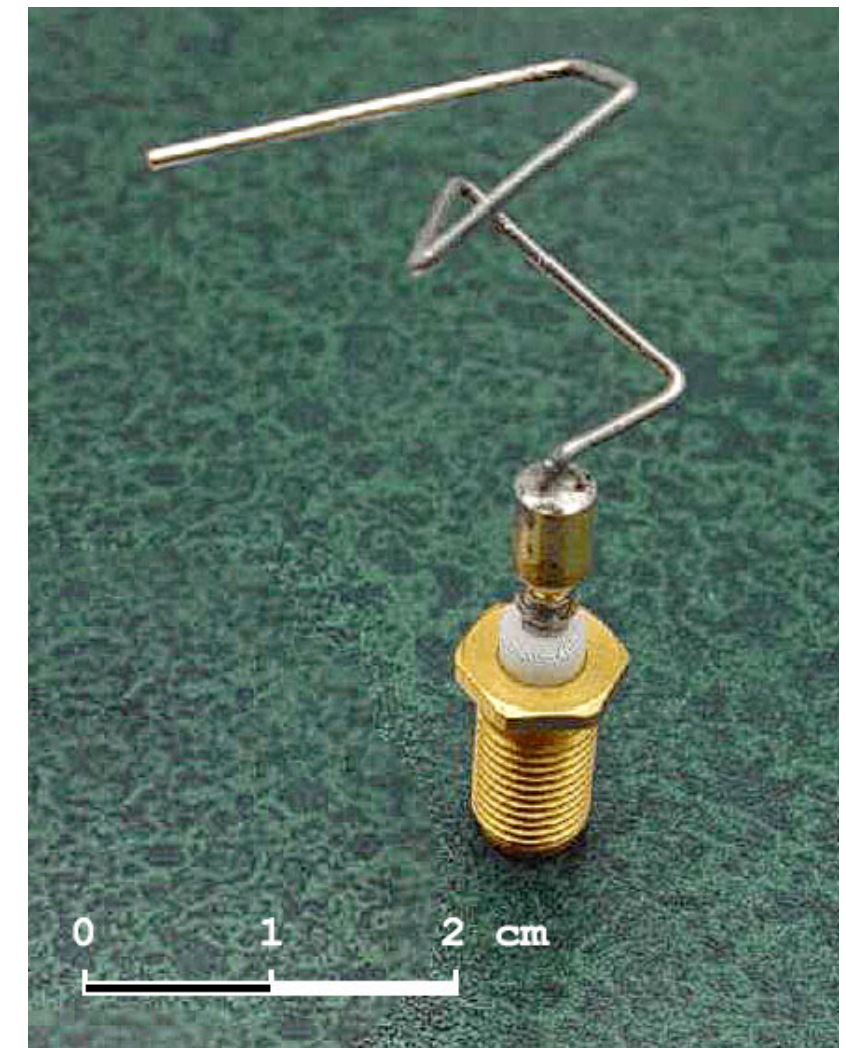
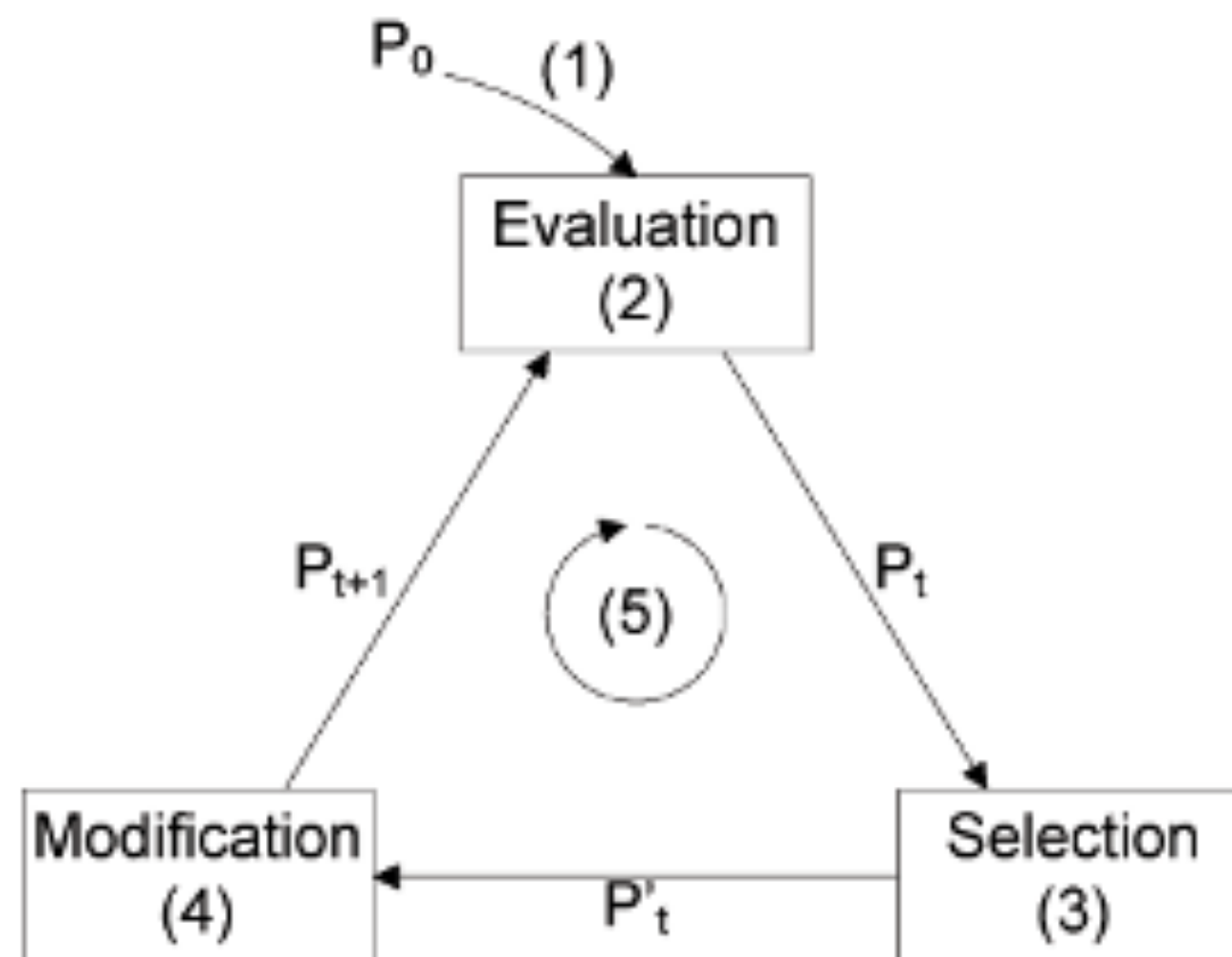
-1	0	+1	+1	+2	+1
-2	0	+2	0	0	0
-1	0	+1	-1	-2	-1
Gx			Gy		

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



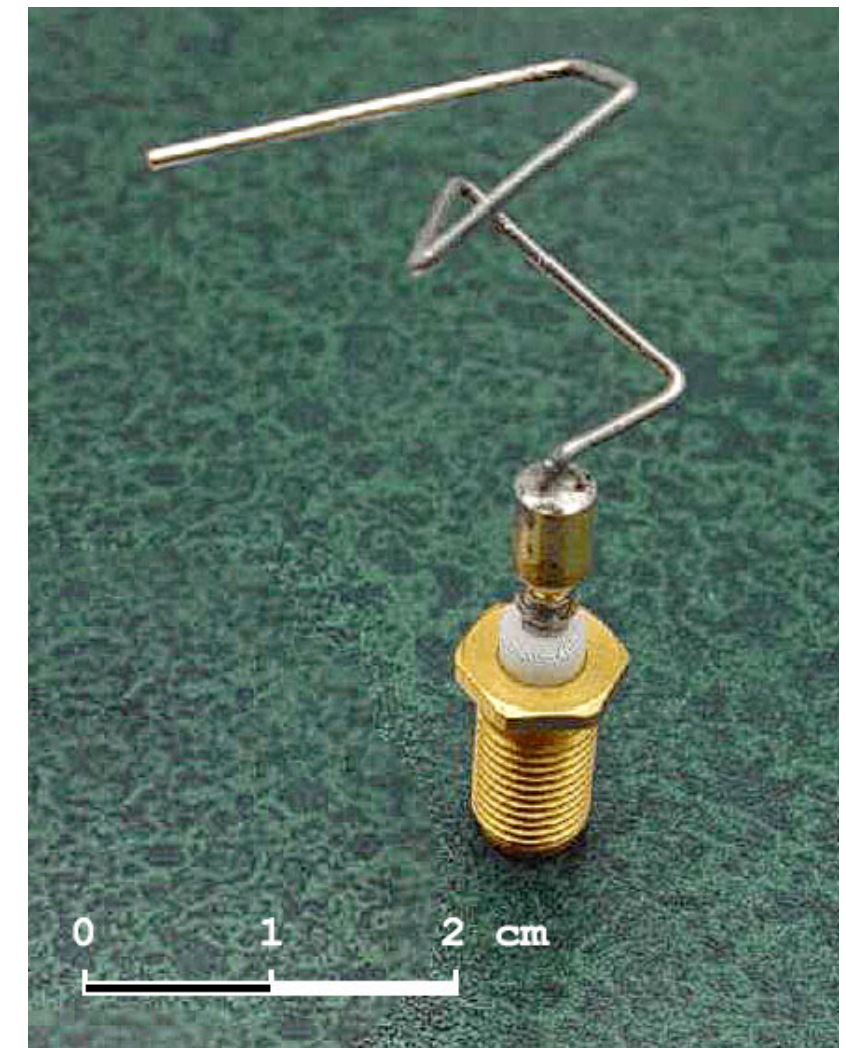
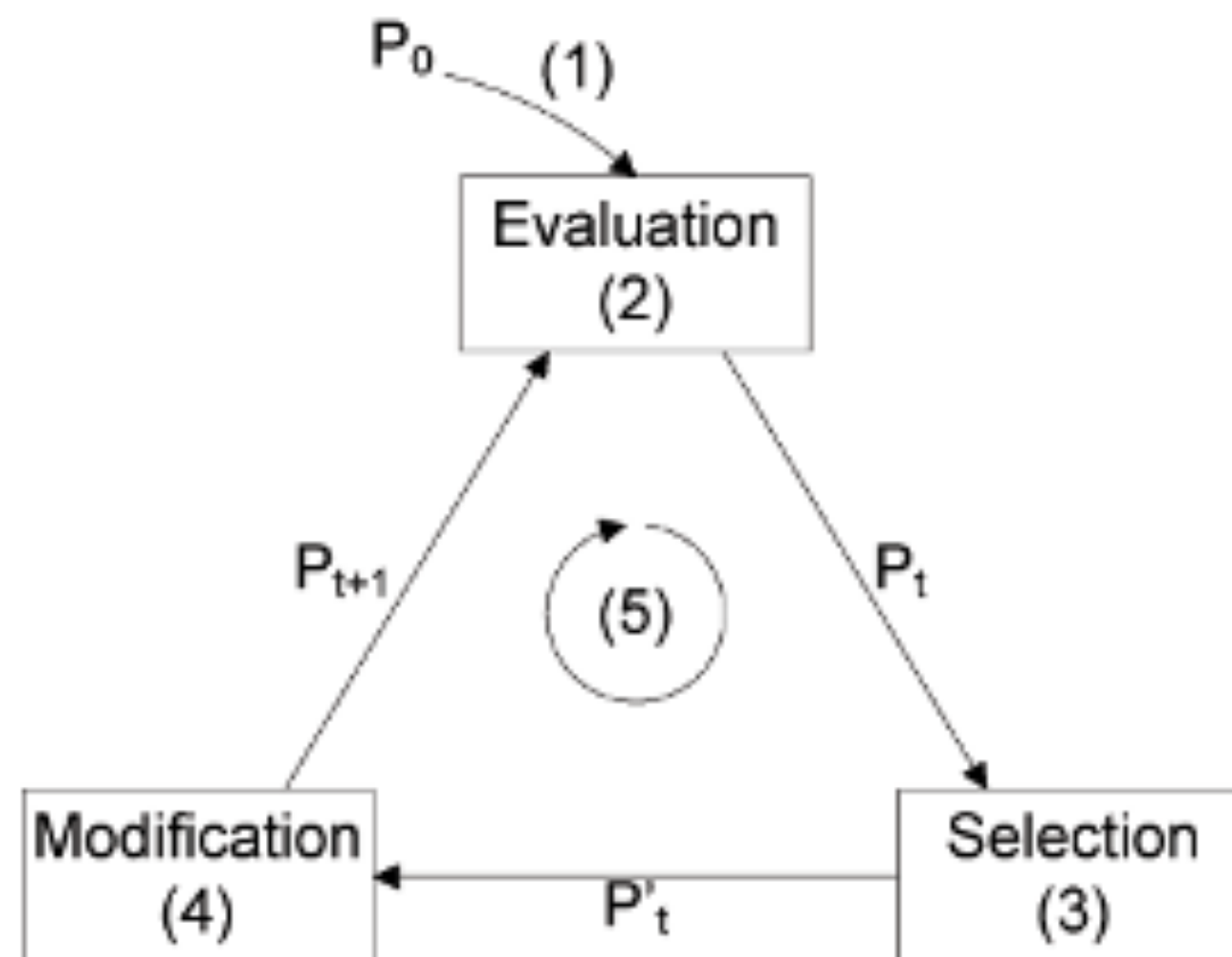
Hornby, G., Globus, A., Linden, D. and Lohn, J., 2006. Automated antenna design with evolutionary algorithms. In *Space 2006* (p. 7242).

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

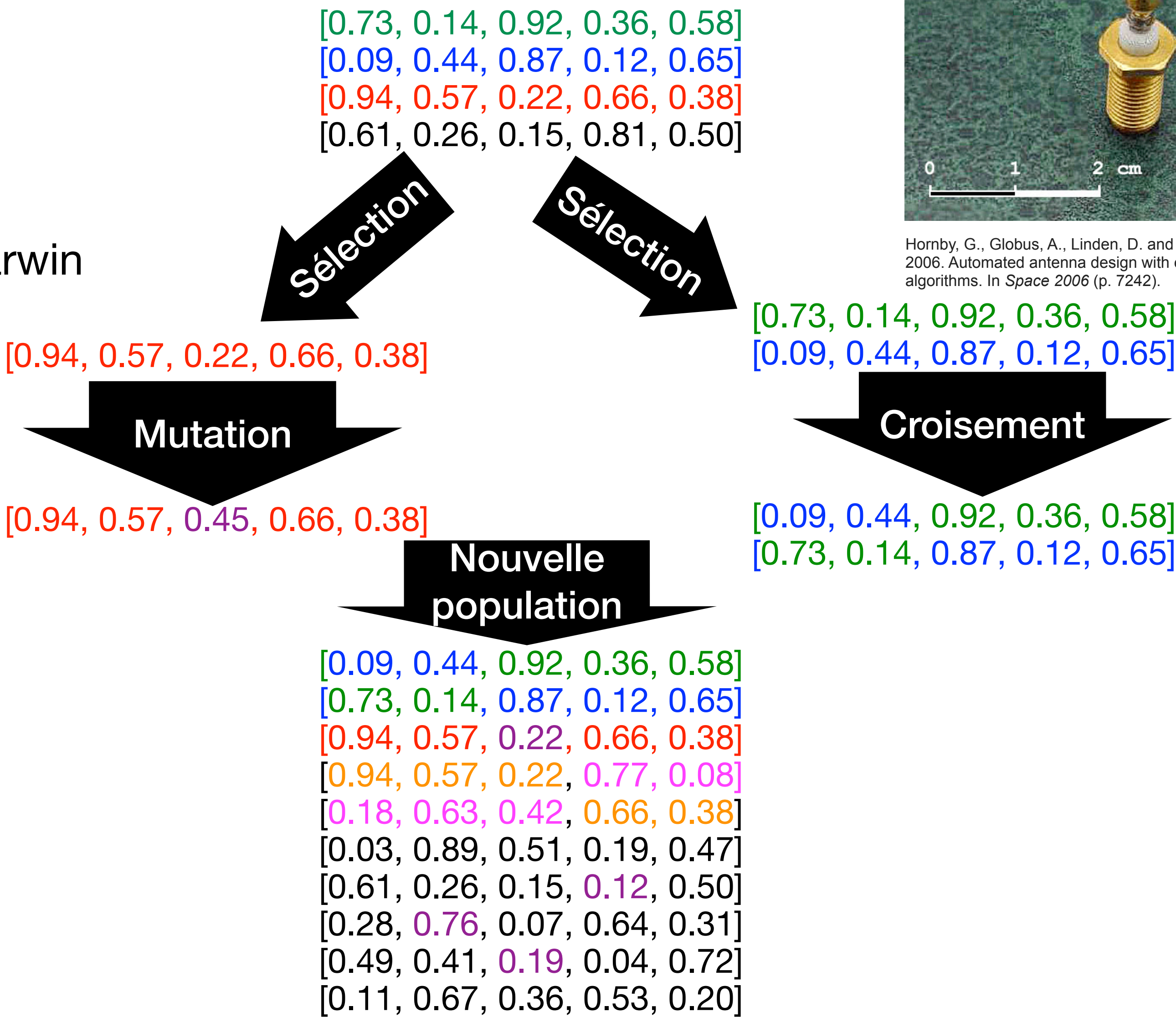
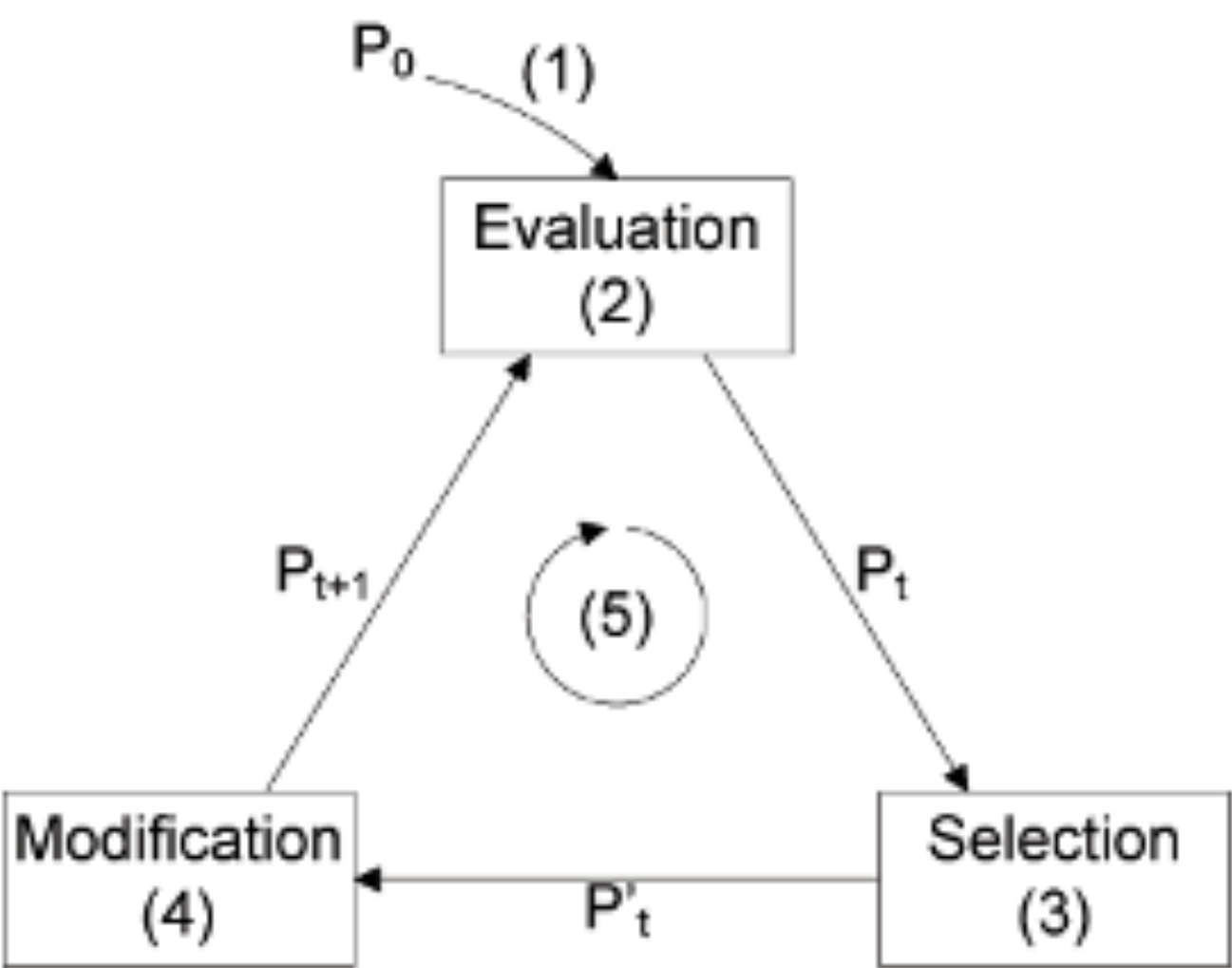


Hornby, G., Globus, A., Linden, D. and Lohn, J., 2006. Automated antenna design with evolutionary algorithms. In *Space 2006* (p. 7242).

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

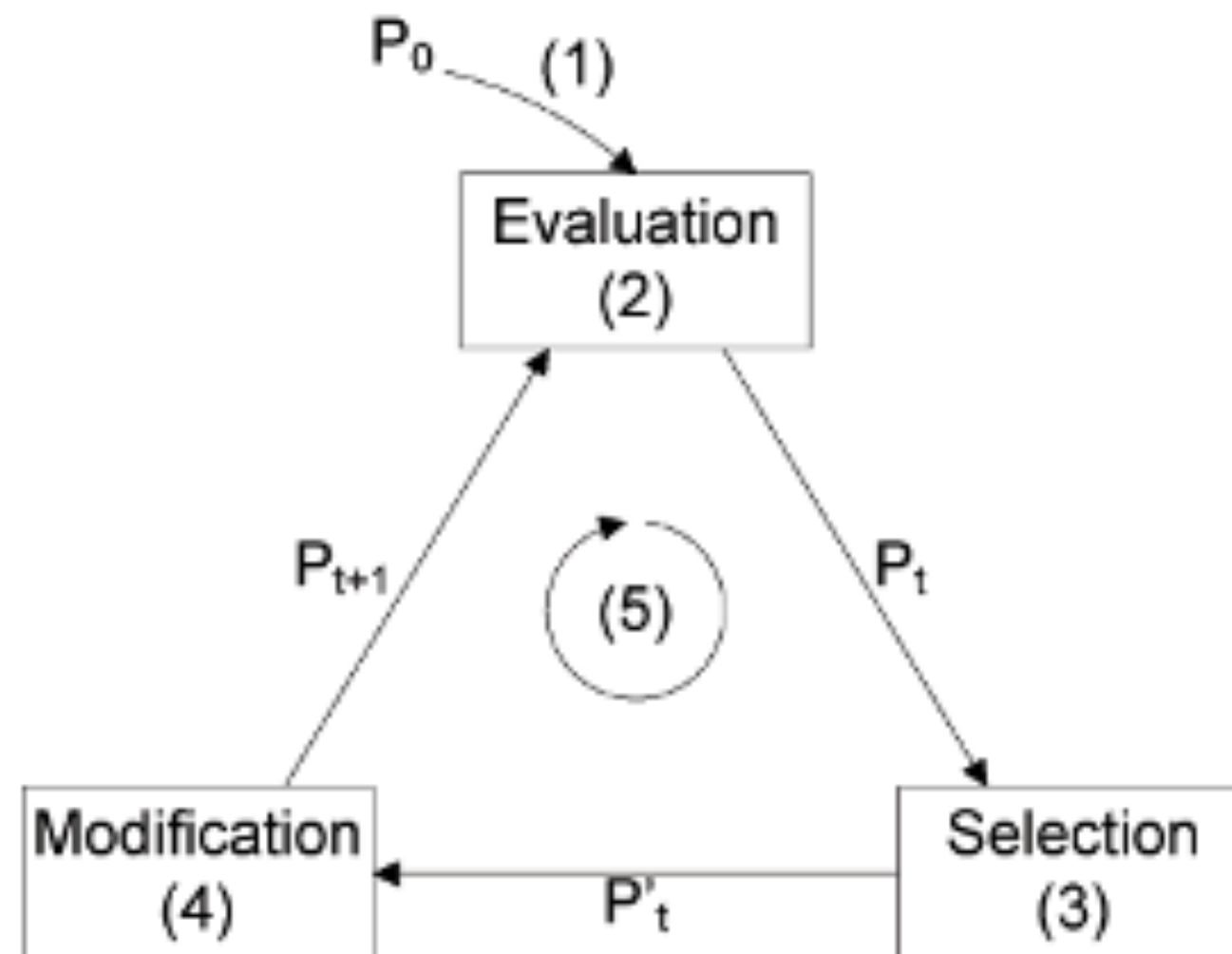


Hornby, G., Globus, A., Linden, D. and Lohn, J., 2006. Automated antenna design with evolutionary algorithms. In *Space 2006* (p. 7242).

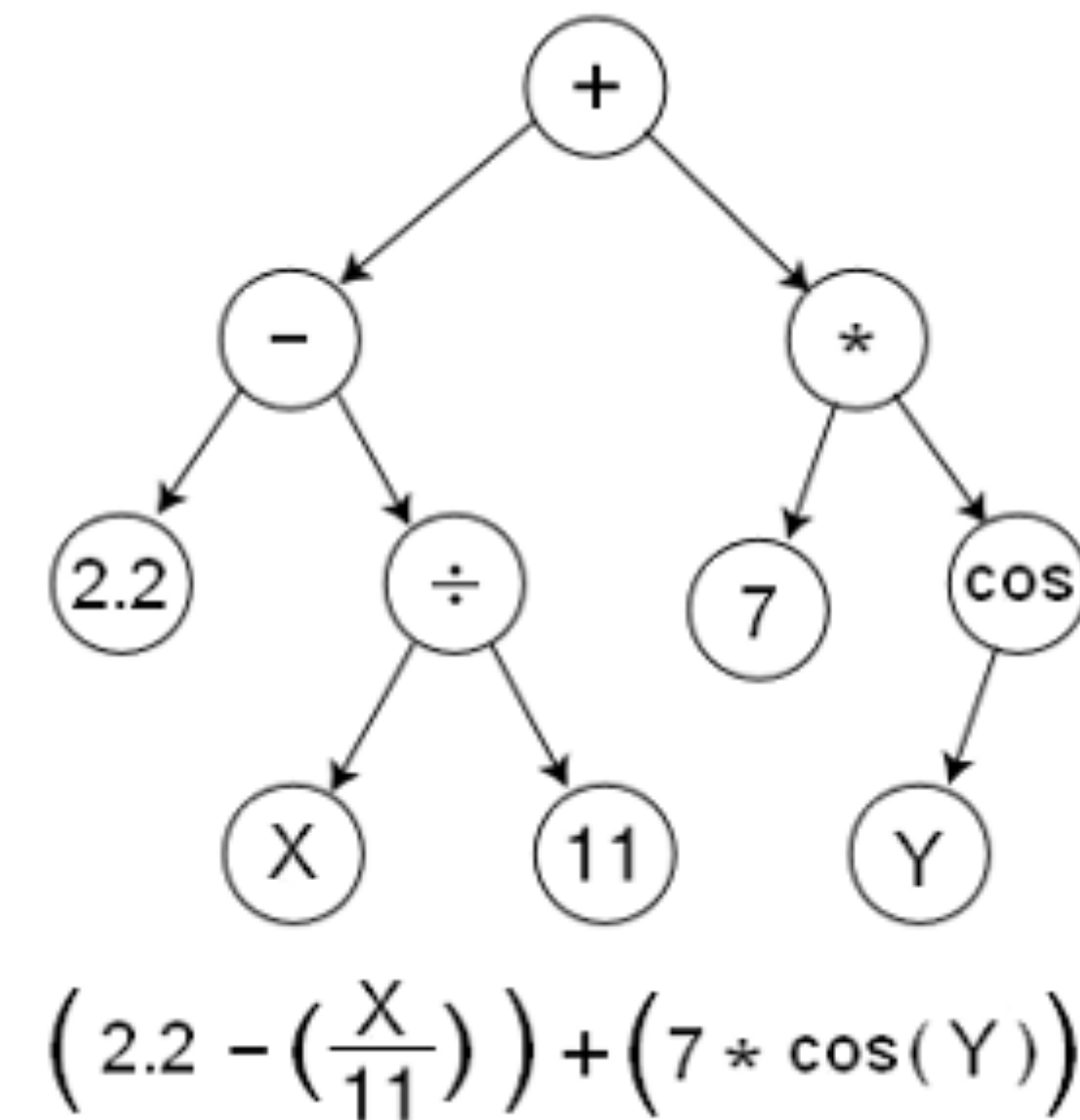
Une autre introduction super courte

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 ?

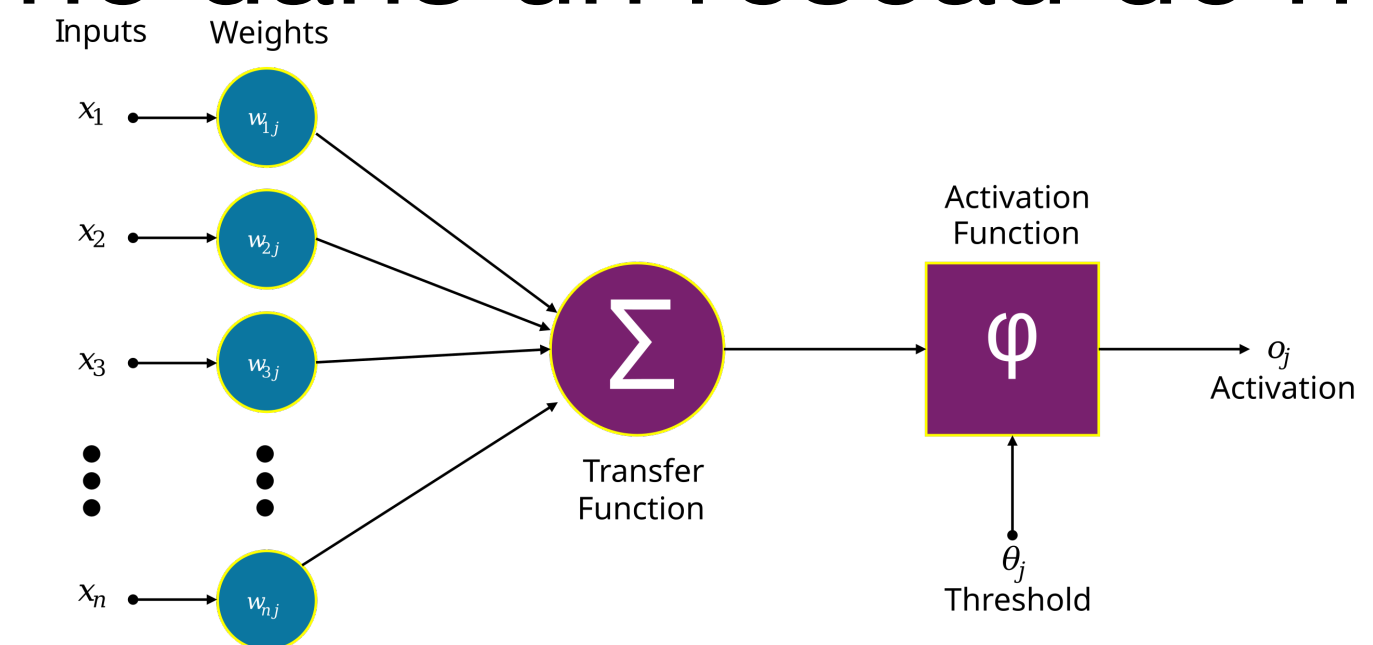
- Degré auquel un humain **comprend les mécanismes** d'un modèle
- Composants nécessaires de l'interprétabilité [Lipton 2018]
 - **Simulabilité** : un humain peut-il reproduire le processus de décision *in cerebro* ?
 - **Décomposabilité** : le processus de décision peut-il être décomposé en opérateurs 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"



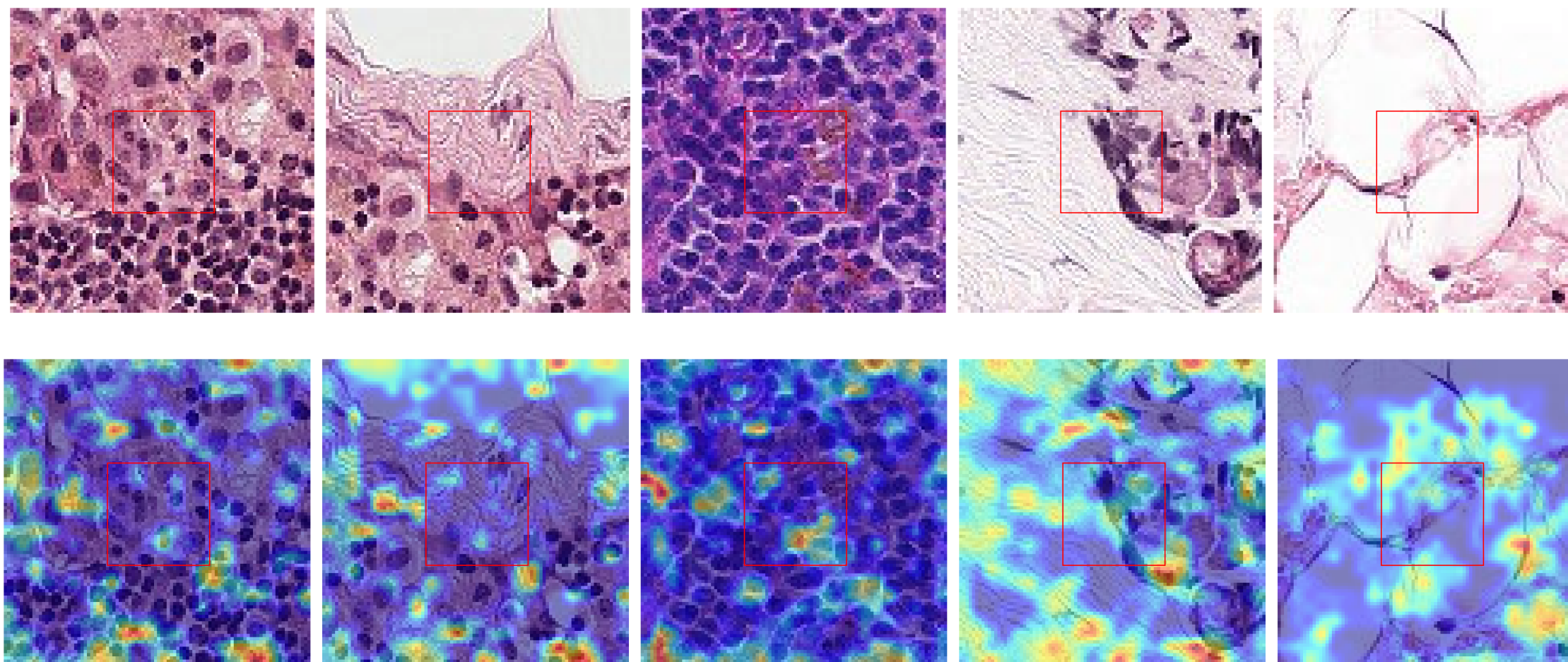
Grad-CAM for "Dog"



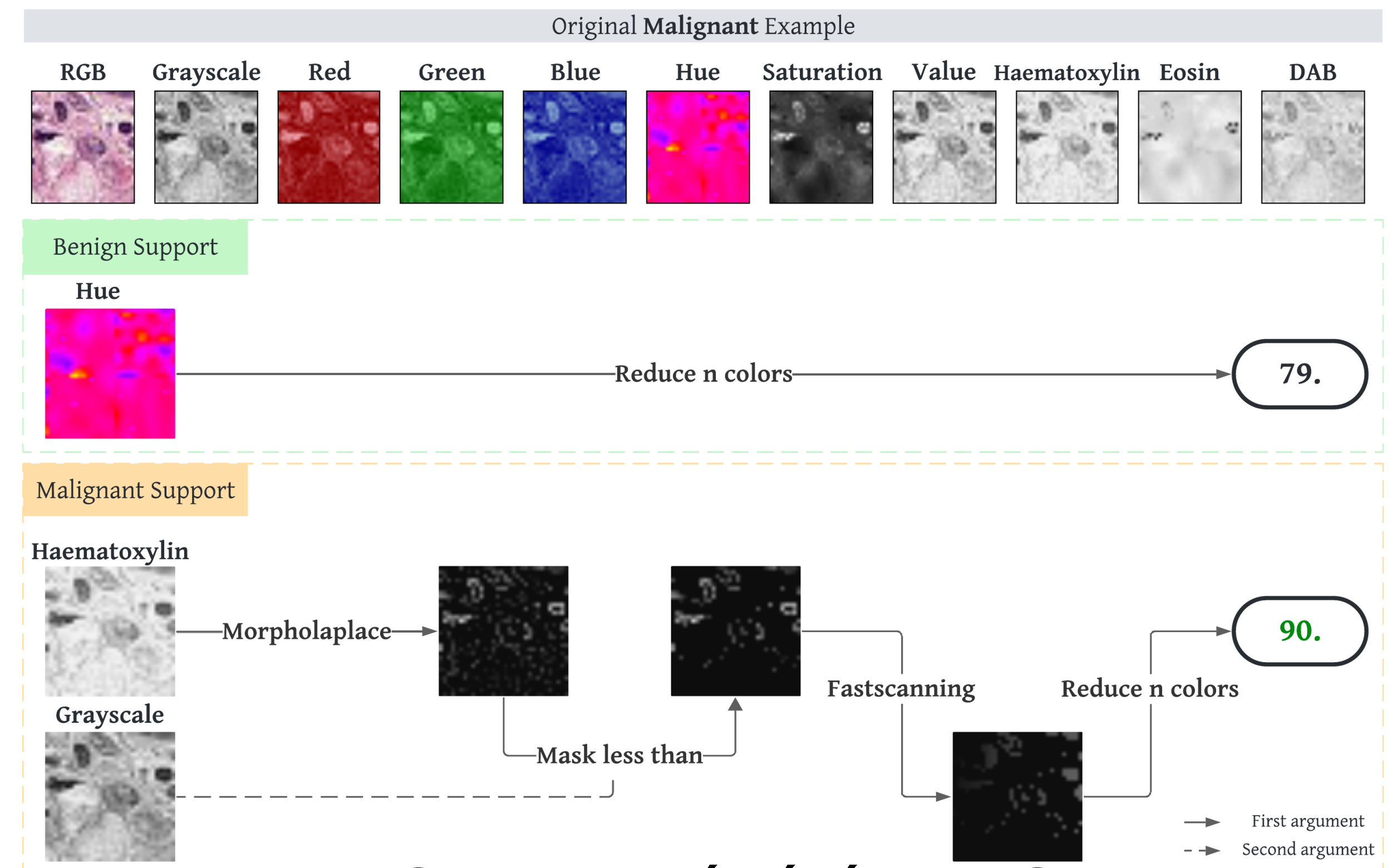
Simulabilité

Deep learning vs Programmation génétique

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



Grad-CAM d'un Resnet18

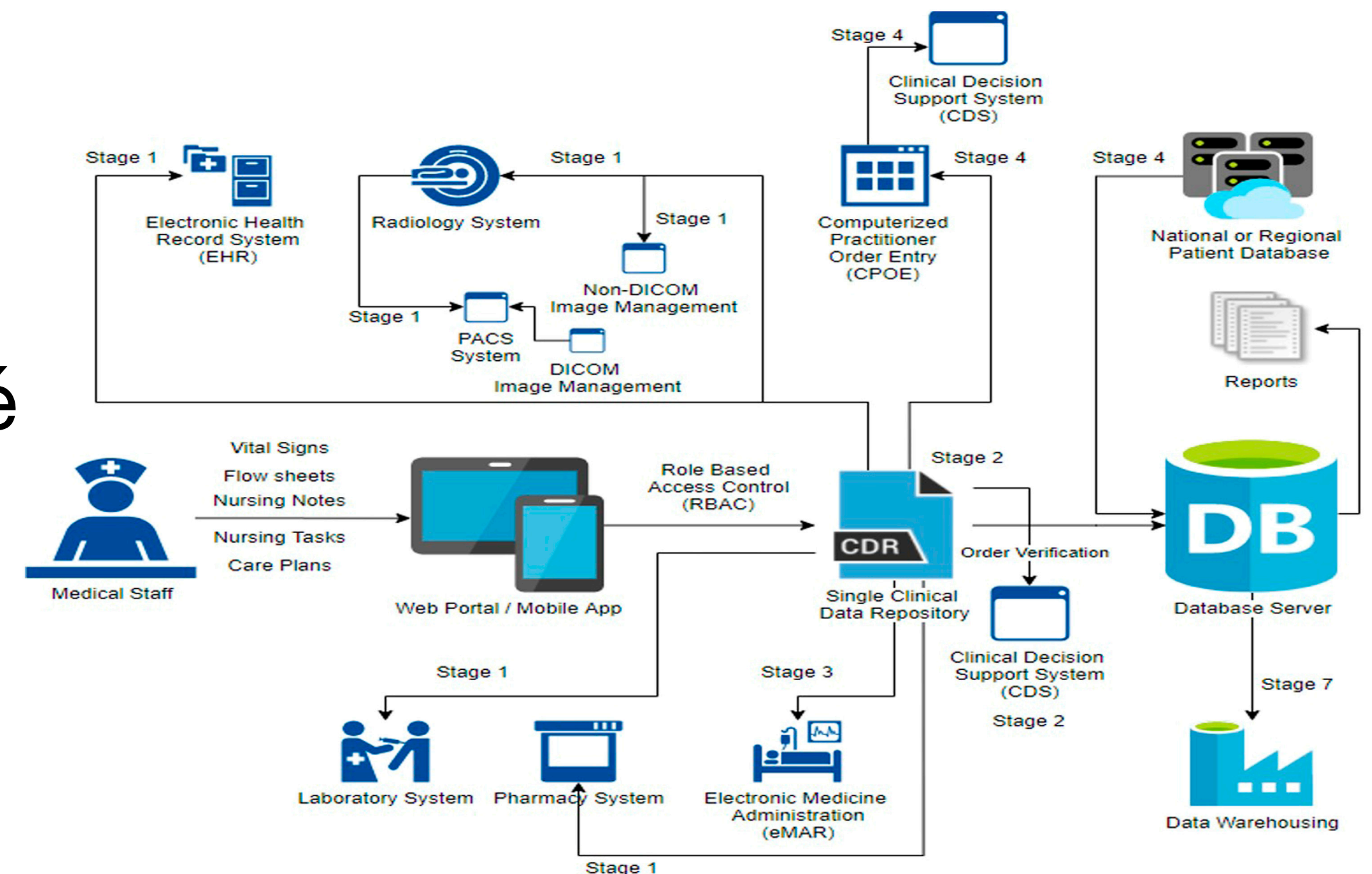


Graphe généré par GP

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

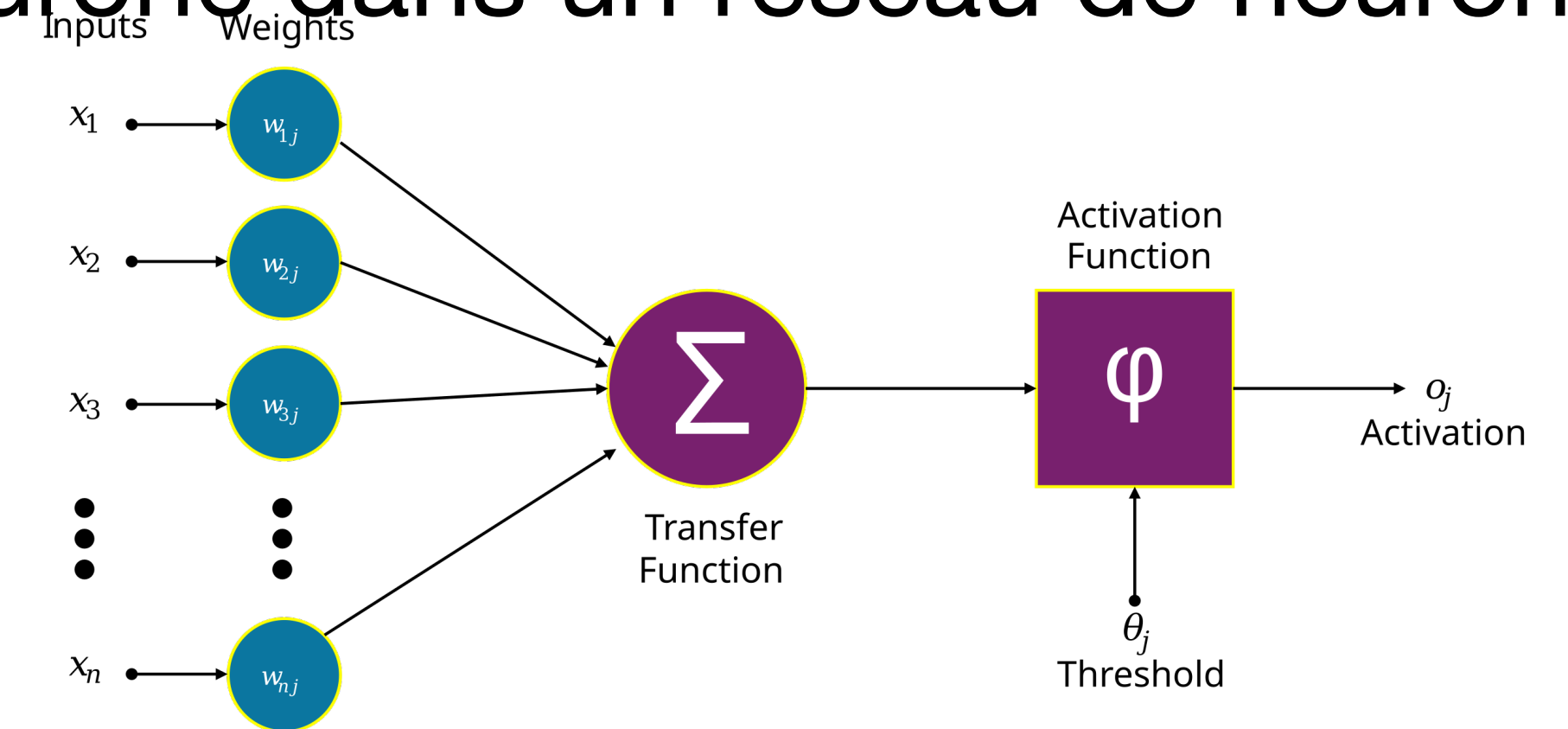


Décomposabilité au niveau de la fonction

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

1 neurone dans un réseau de neurones

- 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

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

Generated with ChatGPT

Décomposabilité au niveau de la fonction

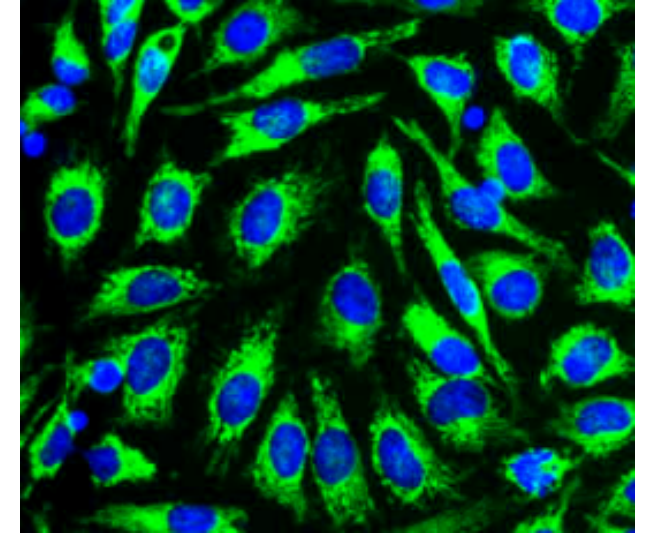
GP pour le traitement d'images biomédicales

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

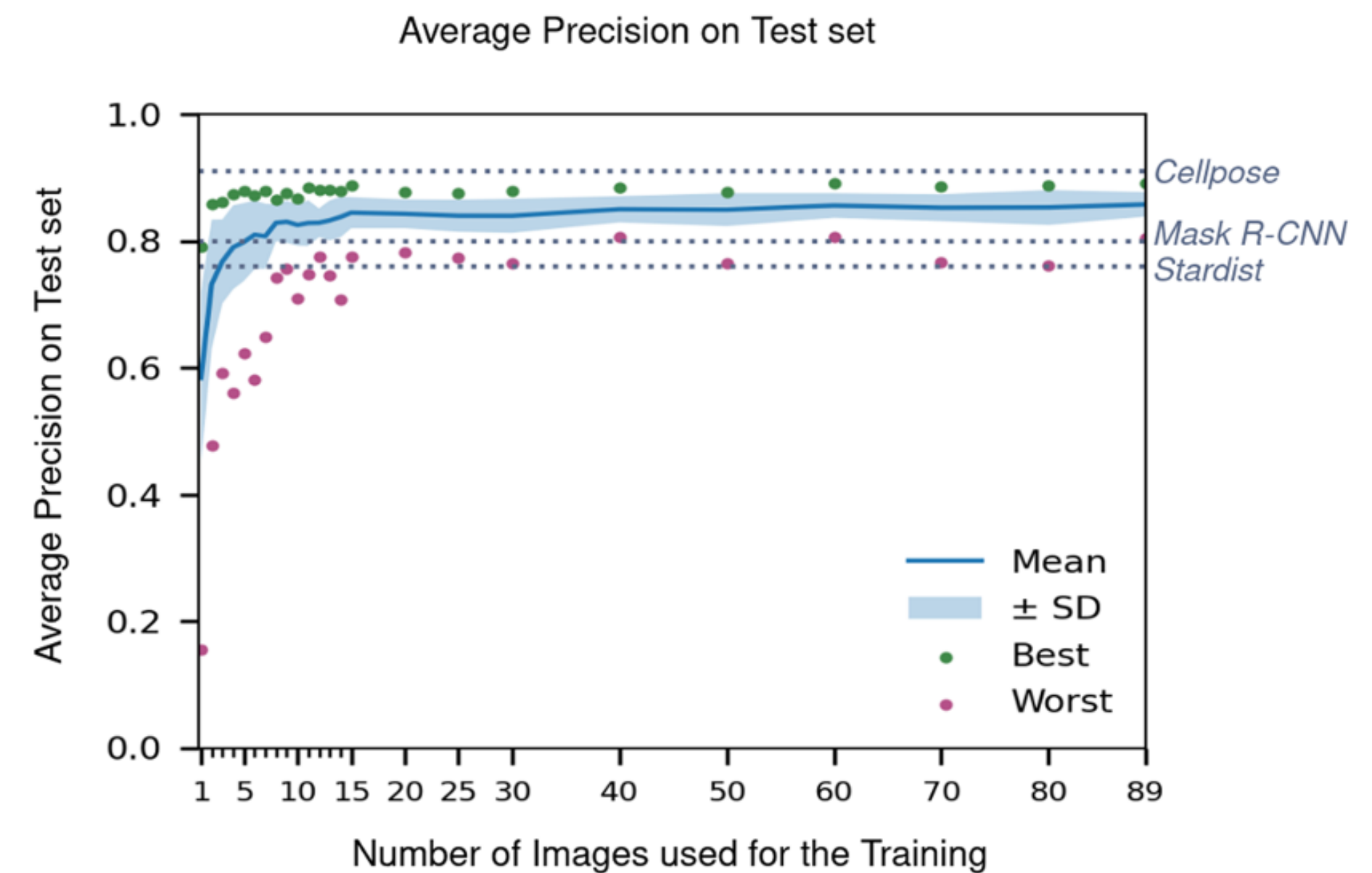
Function library		
max	median_blur	morph_gradient
min	gaussian_blur	morph_tophat
mean	laplacian	morph_blackhat
add	sobel	fill_holes
subtract	robert_cross	remove_small_objects
bitwise_not	canny	remove_small_holes
bitwise_or	sharpen	threshold
bitwise_and	gabor	threshold_at_1
bitwise_and_mask	abs_diff	distance_transform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

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 (~10-15)
 - De bonnes capacités de généralisation
- Dataset - CellPose
 - Segmentation d'instances
 - Ensemble d'apprentissage: 89 images
 - Ensemble de test: 11 images

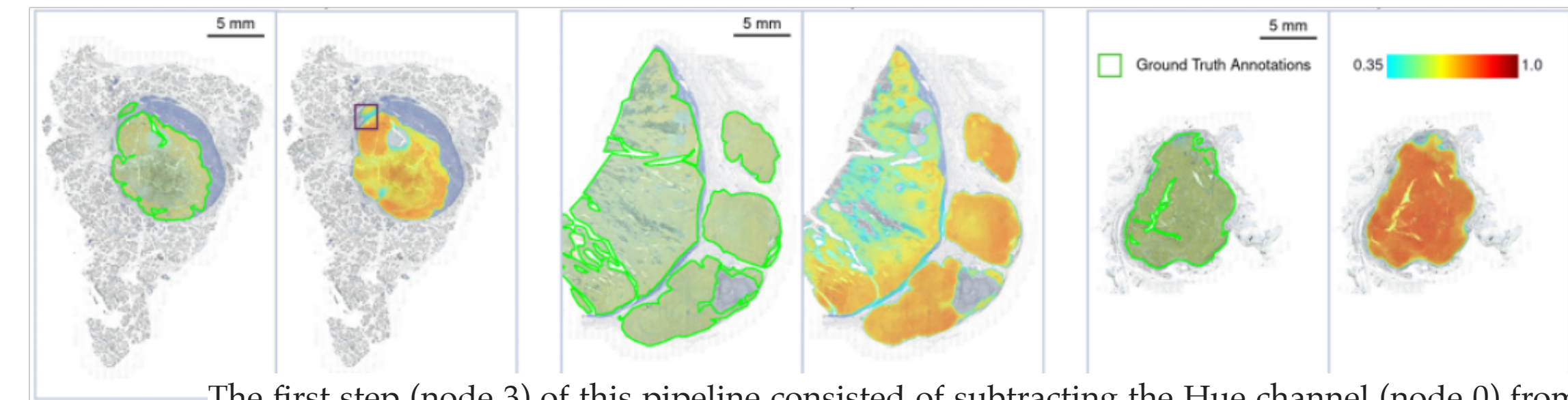


Décomposabilité au niveau de la fonction

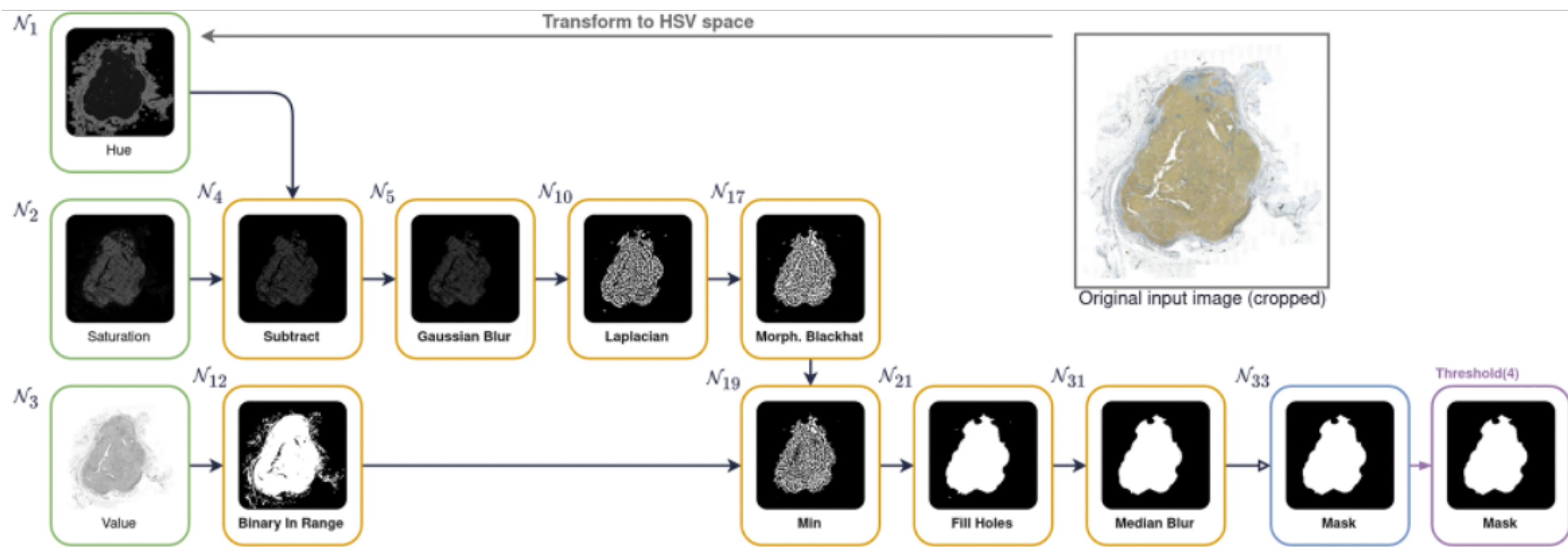
CGP peut générer des masques précis et interprétables



- 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.

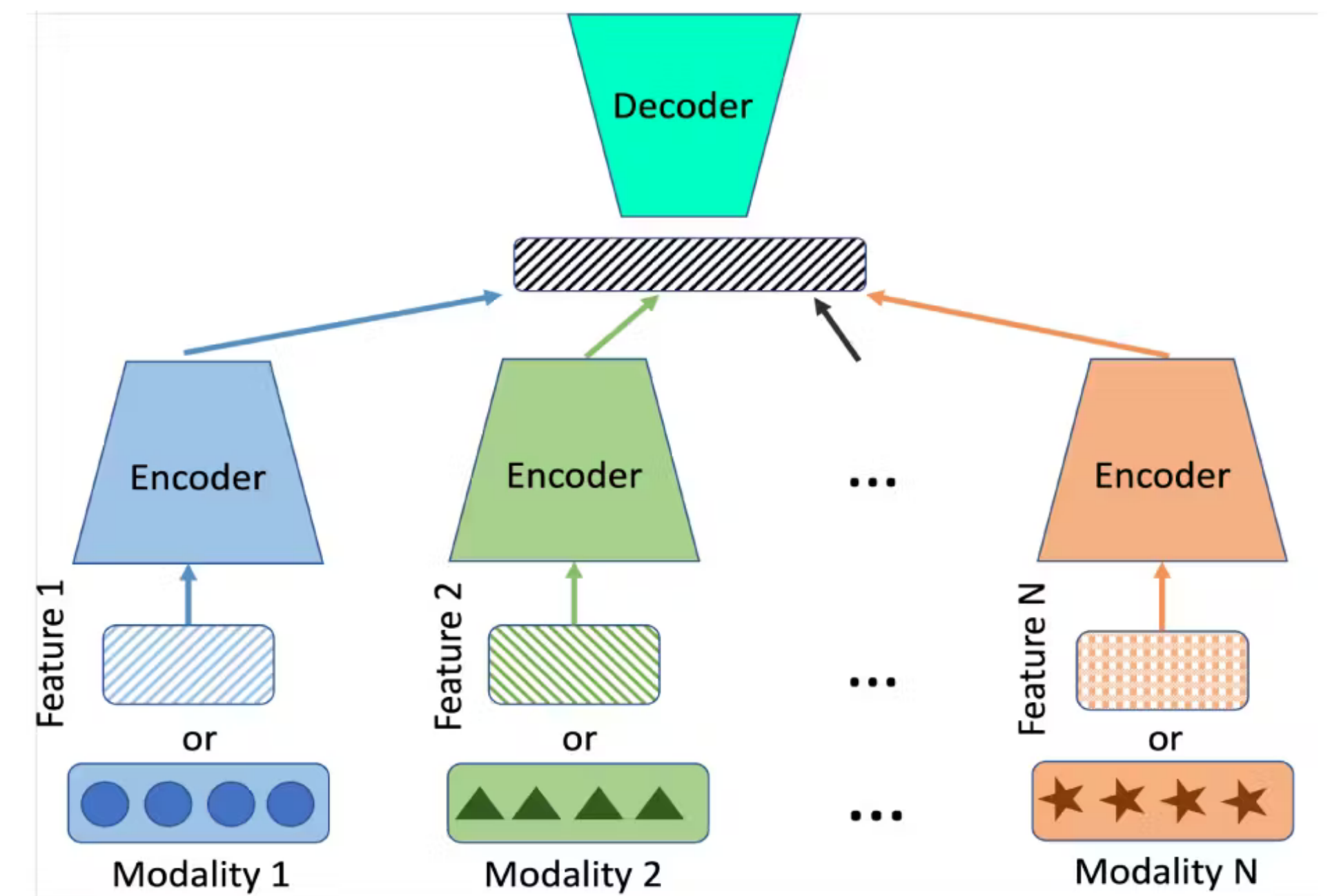


In parallel, node 12 created a binary mask of the Value channel (brightness) allowing for **the establishment of a global map of the area of interest**. The next step selected by Kartezio consisted of **merging the two maps with the min operator** (node 19). This allowed for **the elimination of all 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

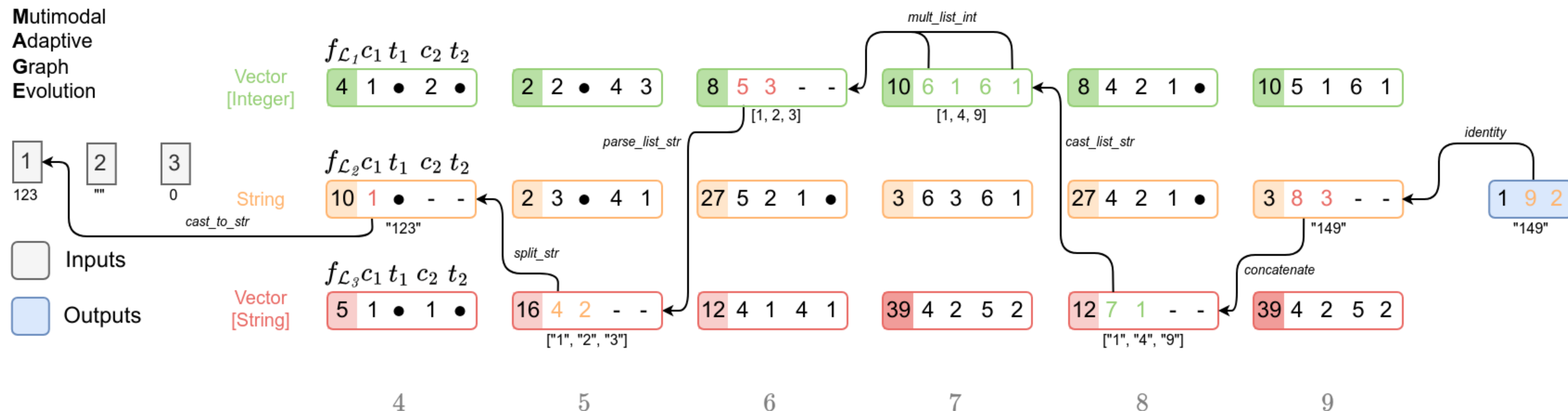
- Central dans l'analyse des données médicales en raison de la diversité des données :
 - Dossiers cliniques
 - Biologie
 - Images
 - Génomique
 - etc.
- Les approches deep learning transforment souvent les données au début du processus en un seul type
 - **Perte de sémantique des données**



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



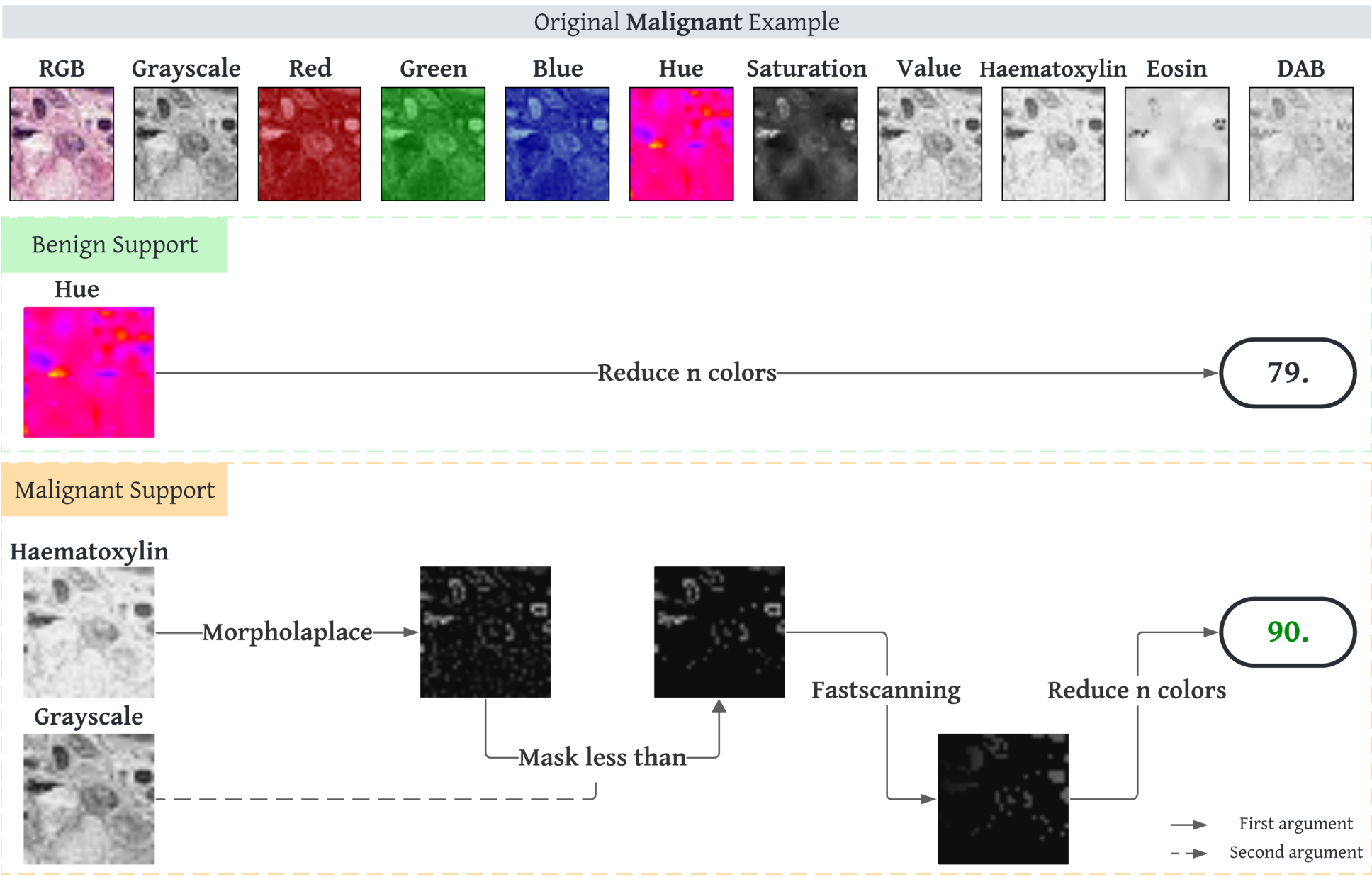
Décomposabilité au niveau de types

Multimodal Adaptive Graph Evolution (MAGE)



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

Classification d'images



MAGE

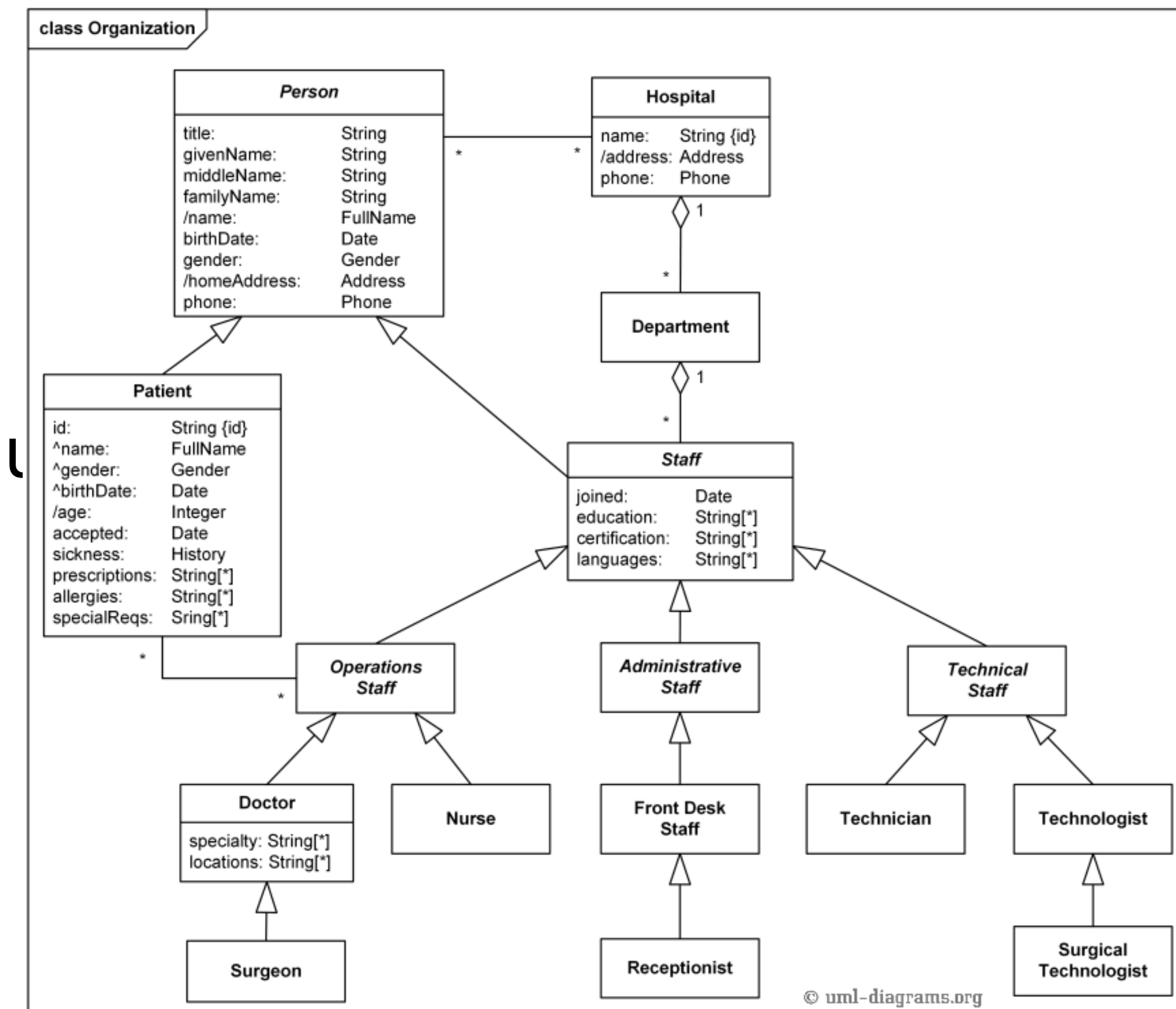
De La Torre, C., Cortacero, K., Cussat-Blanc, S. and Wilson, D., 2024, July. Multimodal adaptive graph evolution. In *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion* (pp. 499-502).

De La Torre, C., Nadizar, G., Lavinias, 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

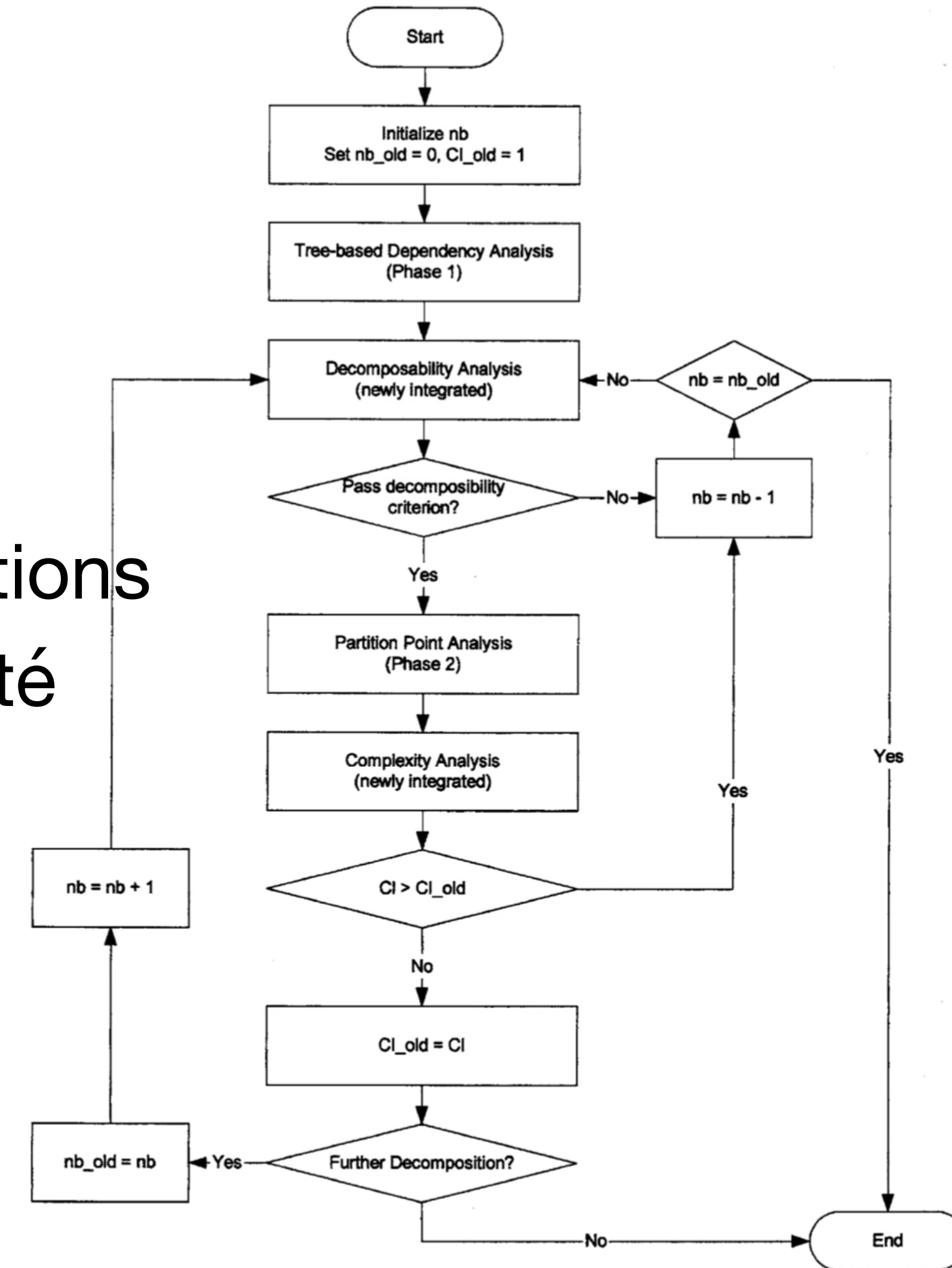
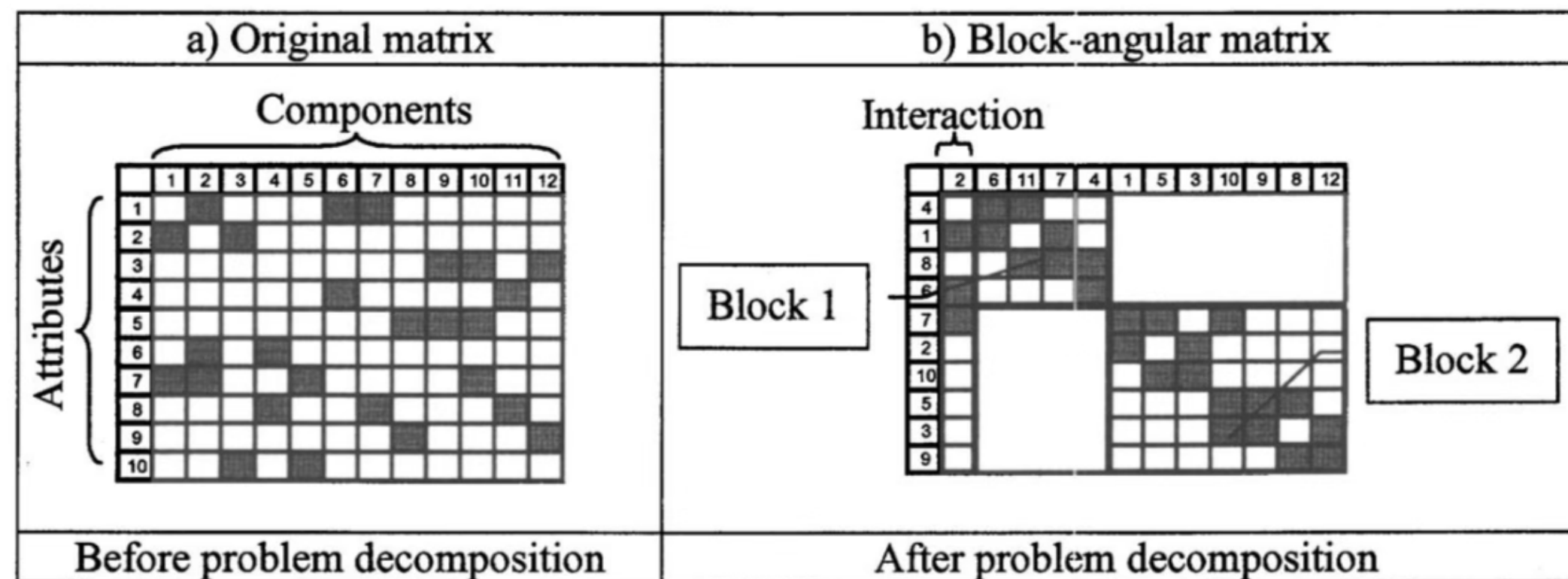


Fig. 13 Flowchart for achieving the optimal number of blocks in decomposition

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 dépends 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 !

