

**Type d'offre :** Offre en laboratoire

**Date de publication :** 14.11.25

**Laboratoire IBISC (Université Evry  
Paris-Saclay)**

# **Offre de stage - Uncertainty-informed multimodal fusion pour la segmentation du thrombus et des lésions ischémiques en IRM**

## **Informations générales**

**Type de contrat :** Stage

**Durée du contrat :** 5-6 mois

**Contact :**

[Vincent Vigneron](#) / [Hichem Maaref](#) / [congej@yahoo.fr](mailto:congej@yahoo.fr)

**Date de prise de poste :** dim 01/02/2026 - 12:00

**Métier :** Technicien

**Thématique :** IHM et visualisation données

## **Laboratoire IBISC (Université Evry Paris-Saclay) :**

Les recherches conduites au sein du laboratoire [IBISC](#) traitent de la modélisation, la conception, la simulation et la validation des systèmes complexes, qu'ils soient vivants ou artificiels. Le laboratoire est organisé en 4 équipes (AROBAS, COSMO, IRA2, SIMOB) permettant de définir 2 axes de recherche transverses : STIC & Vivant (biologie computationnelle, bio-informatique, assistance à la personne, signal et image pour le biomédical) et STIC & Smart System (systèmes autonomes et intelligents, systèmes ouverts et sûrs). IBISC possède non seulement des plateformes référencées et soutenues par Genopole : [EVR@](#) (Environnements Virtuels et de Réalité Augmentée) et la plateforme logicielle de bioinformatique [EvryRNA](#) mais aussi des plateformes diverses en lien avec les systèmes intelligents : véhicules 2 roues, drones, robots.

## **Détail de l'offre (poste, mission, profil) :**

### **Partenaires**

IBISC, Centre Hospitalier Sud-Francilien, Johns Hopkins University

**Durée :** 5-6 mois

**Période :** Février à Août 2026

**Gratification :** ~670 € / mois

### **Sujet**

Développer une approche de **fusion multimodale intégrant l'incertitude** pour la segmentation du thrombus et des lésions ischémiques sur IRM dans l'AVC

ischémique aigu. Le projet exploite les séquences **SWAN/PHASE**, **DWI/ADC** et **TOF-MRA** afin de synthétiser des informations pertinentes pour l'hypoperfusion et d'améliorer l'aide à la décision clinique [1-5].

## Problématique

L'AVC constitue la première cause de handicap acquis chez l'adulte et la deuxième cause de mortalité dans le monde [6]. Dans l'AVC ischémique, un thrombus obstrue une artère cérébrale, privant en oxygène les tissus en aval.

Le choix du traitement (thrombectomie ou thrombolyse) nécessite une localisation précise du caillot et une estimation fiable de la zone ischémique à partir d'IRM multimodales en phase hyperaiguë [1-5].

Cependant, la variabilité des signaux, les redondances partielles entre modalités et les zones à faible contraste / fort bruit créent des **incertitudes de segmentation** limitant la précision clinique [7-9]. Les approches récentes par attention intermodale montrent un bon taux de détection du thrombus ( $\approx 0,97$ ) mais un score de Dice d'environ 0,65 — soulignant la nécessité d'intégrer explicitement l'incertitude dans la fusion multimodale.

## Objectifs du stage

Concevoir et implémenter un système de segmentation multimodal **sensibilisé à l'incertitude**, afin d'améliorer la segmentation du thrombus et des zones ischémiques.

### 1. Génération de cartes d'incertitude

Calcul de cartes voxel-par-voxel (entropie, variance bayésienne) pour identifier les zones à forte incertitude (ex. frontières du thrombus) :

$$\begin{aligned} &[ \\ &U_{\{\text{entropy}\}}(x) = -\sum_c p_c(x) \log p_c(x) \\ &] \end{aligned}$$

Utilisation d'outils de deep learning bayésien pour une incertitude calibrée [7-9].

## 2. Fusion attentive guidée par l'incertitude

Injection des cartes d'incertitude comme masques d'attention afin de renforcer la fusion intermodale dans les zones ambiguës, pour que les modalités secondaires apportent des preuves complémentaires. Compatible avec des architectures biomédicales modernes (U-Net, etc.) [10].

## 3. Régularisation diffusion locale ("focused blurring")

Application d'un flou gaussien pondéré par l'incertitude locale et entraînement d'un modèle de diffusion sur ces images floutées pour améliorer l'apprentissage contextuel autour du thrombus :

$$I_{\text{blurred}}(x) = (I * G_{\sigma(x)})(x), \quad \sigma(x) \propto U(x)$$

En utilisant les modèles de diffusion de bruit récents [11].

## 4. Backbones & estimateurs

- U-Net 3D
- Réseaux à attention intermodale
- Modèles de diffusion
- Estimation de l'incertitude : MC-dropout, ensembles profonds, apprentissage bayésien [7-9]
- Mesures d'information intermodale : information mutuelle

$$I(M_1; M_2) = H(M_1) + H(M_2) - H(M_1, M_2)$$

et PID pour analyser redondance, complémentarité et synergie [12,13].

## 5. Comparaison expérimentale

Comparer « focused blur » vs. flou uniforme global ; évaluer Dice, sensibilité et précision clinique, en tenant compte des caractéristiques spécifiques des modalités SWI/PHASE, DWI/ADC et TOF-MRA [1-5].

---

## Applications & Impact Attendu

## Données & environnement

IRM multimodales de patients AVC (SWAN/PHASE, DWI/ADC, TOF-MRA).

Expérimentations sur CHSF, MATAR, et ISLES2022.

Environnement : **PyTorch/Python, RTX 3090**, collaboration **CHSF-IBISC**.

## Impact clinique

Une meilleure segmentation du thrombus et des zones ischémiques permettra :

- une estimation plus fiable du **mismatch** pénumbral,
- une meilleure stratification pour la reperfusion lorsque l'horaire de début est incertain,
- une amélioration de la prédiction du bénéfice thérapeutique.

## Livrables

- Prototype d'un modèle multimodal guidé par l'incertitude
- Analyse quantitative liant incertitude et information mutuelle
- Visualisation des zones cliniquement ambiguës
- Manuscrit cible : IEEE TMI ou *Frontiers in Neuroinformatics*

## Résultats attendus

- Prototype complet du modèle
- Analyse quantitative (incertitude ↔ information mutuelle)
- Visualisation avancée des zones d'incertitude
- Préparation d'un article scientifique

---

## Profil recherché

Nous recherchons des candidat·es motivé·es :

1. issues de formations en maths, physique, informatique ou école d'ingénieurs
2. possédant une base solide en algèbre linéaire, analyse, probabilités, statistiques, machine learning et deep learning
3. ayant de bonnes compétences en programmation scientifique (idéalement Python)

Connaître l'imagerie médicale (notamment IRM) est un plus mais pas obligatoire. Des bases en optimisation sont également appréciées.

---

## Informations pratiques

Le/la stagiaire sera principalement accueilli·e à l'UFR Sciences et Technologies (40 rue du Pelvoux, proche centre-ville).

Des périodes pourront également se dérouler à l'hôpital de Corbeil.

**Gratification mensuelle : environ 670 €.**

## Candidature

Envoyer :

- lettre de motivation
- CV
- relevés de notes depuis la L1

à : [Vincent Vigneron](#) / [Hichem Maaref](#)

---

## Ce que nous offrons

- Travail concret avec les technologies IA les plus récentes en imagerie médicale
  - Application à un problème de santé publique à fort impact
  - Encadrement rapproché par des chercheurs d'IBISC
  - Possibilité de co-signer des publications et de présenter en conférence
  - Perspectives de poursuite en thèse
-

## Références

- [1] E Mark Haacke, S Mittal, Z Wu, J Neelavalli, and Y-CN Cheng. Susceptibility weighted imaging (swi). *Magnetic Resonance in Medicine*, 52(3) :612–618, 2009.
- [2] Àngel Rovira, Pilar Orellana, and José Alvarez-Sabín. The “susceptibility vessel sign” on t2\*-weighted mri in acute ischemic stroke. *Stroke*, 40(2) :554–557, 2009.
- [3] Steven Warach et al. Acute human stroke studied by diffusion-weighted mri. *Annals of Neurology*, 37(2) :231–241, 1995.
- [4] DC Tong et al. Quantitative diffusion mri of acute ischemic stroke : Adc values predict tissue outcome. *AJNR American Journal of Neuroradiology*, 19(1) :104–110, 1998.
- [5] Martin R Prince and Jeffrey Link. 3d contrast in time-of-flight mr angiography. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 12(5) :776–783, 2000.
- [6] Valery L Feigin et al. Global, regional, and national burden of stroke and its risk factors, 1990–2019. *The Lancet Neurology*, 20(10) :795–820, 2021.
- [7] Alex Kendall and Yarin Gal. What uncertainties do we need in bayesian deep learning for computer vision? In *NeurIPS*, 2017.
- [8] Yarin Gal and Zoubin Ghahramani. Dropout as a bayesian approximation : Representing model uncertainty in deep learning. In *ICML*, pages 1050–1059, 2016.
- [9] Balaji Lakshminarayanan, Alexander Pritzel, and Charles Blundell. Simple and scalable predictive uncertainty estimation using deep ensembles. In *NeurIPS*, 2017.
- [10] Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, and Thomas Brox. U-net : Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *MICCAI*, pages 234–241, 2015.
- [11] Jonathan Ho, Ajay Jain, and Pieter Abbeel. Denoising diffusion probabilistic models. In *NeurIPS*, 2020.
- [12] Paul L Williams and Randall D Beer. Nonnegative decomposition of multivariate information. *arXiv* :1004.2515, 2010.
- [13] Amer Makkeh, Dirk O Theis, and Raul Vicente. Broja-2pid : A robust estimator for bivariate partial information decomposition. *Entropy*, 23(10) :1274, 2021.

**URL de l'offre :** [https://www.dataia.eu/sites/default/files/sujet\\_stage-JPC.pdf](https://www.dataia.eu/sites/default/files/sujet_stage-JPC.pdf)

**Lien vers l'offre sur le site dataia.eu :** <https://da-cor-dev.peppercube.org/node/1460>