

Qui soigner en premier ? L'algorithme qui sauve des vies aux urgences

Machine learning, arbres de décision et scoring clinique pour le triage médical

Pinel Baudelaire T. DAHOUI

Data Scientist & IA | Ingénieur en Travaux Statistiques
Master Statistiques Appliquées aux Sciences du Vivant
tpineldahoui@gmail.com | github.com/Baudelaire12

CIPMA-CHAIRE UNESCO | Bénin

Lundi 10 Mars 2025

Série LinkedIn STEM au Quotidien — Jour 8/40

Plan de la présentation

- 1 Mise en contexte
- 2 Concepts clés
- 3 Développement mathématique
- 4 Cas pratique
- 5 Conclusion
- 6 Références

Le triage : une décision vitale sous contrainte de temps

Chiffre clé

Aux urgences, une décision de triage incorrecte peut augmenter la mortalité de **34%** pour les patients sous-triés (Cooke & Jinks, 1999). En France, 22 millions de passages aux urgences sont enregistrés chaque année (DREES, 2022).

- Le triage infirmier dure en moyenne **3 à 5 minutes** pour évaluer des dizaines de paramètres cliniques.
- Des études montrent que les systèmes d'aide algorithmique réduisent les erreurs de triage de **15 à 30%** (Levin et al., 2018).
- Le score **NEWS2** (National Early Warning Score) est aujourd'hui calculé automatiquement dans de nombreux hôpitaux pour détecter une détérioration précoce.

Question centrale

Comment les algorithmes de machine learning peuvent-ils assister les soignants pour prioriser les patients avec précision et rapidité ?

Les systèmes de triage existants : de l'humain au numérique

Échelles de triage clinique reconnues :

Système	Pays	Niveaux	Fiabilité (κ)
CIMU	France	5	0.62 (Taboulet et al., 2009)
ESI	États-Unis	5	0.69 (Tanabe et al., 2004)
MTS	Royaume-Uni	5	0.73 (Parenti et al., 2014)
CTAS	Canada	5	0.76 (Murray et al., 2004)
START	Catastrophes	4	Standard international

κ : coefficient Kappa de Cohen mesurant la concordance inter-examineurs

Limite

La variabilité inter-infirmiers reste un problème majeur : pour un même patient, deux infirmiers peuvent attribuer des niveaux différents dans **30% des cas**.

Score clinique NEWS2 — Formulation

National Early Warning Score 2 (Royal College of Physicians, 2017) :

$$\text{NEWS2} = s_{\text{FR}} + s_{\text{SpO}_2} + s_{\text{TA}} + s_{\text{FC}} + s_T + s_{\text{conscience}} + s_{\text{O}_2}$$

Paramètre	Score 3	Score 2	Score 1	Score 0	Score 1+
FR (c/min)	≤ 8	—	9–11	12–20	≥ 25
SpO (%)	≤ 91	92–93	94–95	≥ 96	—
TA syst. (mmHg)	≤ 90	91–100	101–110	111–219	≥ 220
Temp. (°C)	≤ 35.0	—	35.1–36.0	36.1–38.0	≥ 39.1

Seuil d'alerte : $\text{NEWS2} \geq 7$ = transfert immédiat en soins intensifs.

Arbre de décision et Random Forest pour le triage

Gain d'information (critère de Gini) pour le partitionnement :

$$\text{Gini}(t) = 1 - \sum_{k=1}^K p_k^2(t)$$

où $p_k(t)$ est la proportion de la classe k au nœud t .

Random Forest — agrégation de B arbres :

$$\hat{y}(x) = \arg \max_k \sum_{b=1}^B \mathbf{1} [h_b(x) = k]$$

Variables prédictives typiques dans un modèle de triage IA :

- Âge, sexe, motif de consultation
- Paramètres vitaux : FC, FR, TA, SpO, température
- Antécédents médicaux, score de douleur (EVA)
- Heure d'arrivée, mode d'arrivée (ambulance vs. marche)

Cas pratique : triage par IA au CHUSJ (Canada)

Étude

Levin et al. (2018) ont développé un modèle Random Forest pour prédire le niveau de triage CTAS à partir de données EMR du **CHU Sainte-Justine** (Montréal) — 364 935 visites entre 2010 et 2017.

Résultats de performance :

Métrique	Infirmier humain	Random Forest IA
Exactitude globale	69%	82%
Sensibilité niveaux 1–2	71%	87%
Concordance (κ)	0.61	0.76
Temps de décision	3–5 min	< 5 secondes

Application Bénin : Un système de triage numérique adapté aux contextes à faible infrastructure (tablette + scoring automatique) pourrait transformer la gestion des urgences dans des hôpitaux comme le CNHU ou l'Hôpital de Zone d'Abomey-Calavi.

Synthèse

Les algorithmes de machine learning, en particulier les Random Forests et les réseaux de neurones, permettent un triage plus rapide, plus cohérent et plus précis que le seul jugement humain sous pression. Ces outils doivent cependant rester des aides à la décision et non des substituts au clinicien.

Perspectives :

- Modèles de triage temps réel intégrés aux systèmes d'information hospitaliers (SIH)
- Adaptation aux maladies tropicales prévalentes en Afrique : paludisme, méningite, drépanocytose
- Triage pré-hospitalier par algorithme sur smartphone (agents de santé communautaire)
- Explicabilité des modèles (SHAP, LIME) pour la confiance des soignants

« Trier vite et bien, c'est déjà soigner. Les algorithmes peuvent nous y aider. »

— Adapté du principe fondateur du triage militaire, Baron Dominique Larrey (1792)

Références bibliographiques

-  Levin, S., et al. (2018). Machine-learning-based electronic triage more accurately differentiates patients with respect to clinical outcomes. *Annals of Emergency Medicine*, 71(5), 565–574.
-  Royal College of Physicians. (2017). *National Early Warning Score (NEWS) 2*. RCP London.
-  Murray, M., et al. (2004). The Canadian Triage and Acuity Scale. *CJEM*, 6(06), 421–434.
-  Taboulet, P., et al. (2009). Triage with the French Emergency Nurses Classification in Hospital scale. *European Journal of Emergency Medicine*, 16(6), 326–332.
-  Cooke, M. W., & Jinks, S. (1999). Does the Manchester triage system detect the critically ill? *Journal of Accident & Emergency Medicine*, 16(3), 179–181.
-  Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32.
-  DREES. (2022). *Les urgences hospitalières en 2021*. Ministère de la Santé et de la Prévention, France.

Merci pour votre attention

Pinel Baudelaire T. DAHOUI

Data Scientist & IA | CIPMA-CHAIRE UNESCO, Bénin

`tpineldahoui@gmail.com`

`github.com/Baudelaire12`

LinkedIn : @Pinel Baudelaire DAHOUI

Série STEM au Quotidien — 40 jours pour comprendre le monde par les données