



Dans le village de Yucub, situé dans la région Somali de l'Éthiopie, les bénéficiaires se sont rassemblés pour une distribution d'argent organisée par le PAM.

© PAM/Michael Tewelde

ANALYSIS, PLANNING & PERFORMANCE

## Note d'Orientation sur le ciblage

### Édition n°3, 2025

*Utilisation des courbes ROC pour l'analyse du ciblage*

#### RÉSUMÉ

Cette note consultative explique comment les courbes ROC (Receiver Operating Characteristics) peuvent être utilisées pour améliorer la conception du ciblage dans les programmes humanitaires.

La courbe ROC (Receiver Operating Characteristics) est un outil visuel qui nous montre les performances du modèle de ciblage sur tous les seuils d'éligibilité possibles.

L'analyse ROC offre un moyen systématique d'évaluer les compromis critiques entre les erreurs d'inclusion (donner de l'aide à ceux qui n'en ont pas besoin) et l'exclusion (ne pas fournir d'aide à ceux qui en ont besoin). Il s'agit d'une considération cruciale pour tout programme humanitaire qui doit prendre des décisions difficiles avec des ressources limitées.

**Il ne s'agit pas d'un simple exercice technique, c'est un moyen de visualiser les choix éthiques et pratiques auxquels nous sommes confrontés durant la conception du ciblage.**

## INTRODUCTION

Les programmes humanitaires doivent relever le défi d'atteindre les ménages les plus vulnérables à l'aide de ressources limitées. La conception du ciblage produit inévitablement deux types d'erreurs : les erreurs d'**exclusion**, les personnes qui ont besoin d'aide mais qui ne sont pas incluses dans le groupe ciblé, et les **erreurs d'inclusion**, les bénéficiaires du programme qui n'ont pas besoin d'aide mais qui sont identifiés comme en ayant besoin sur la base de la méthode de ciblage choisie. L'importance relative de ces erreurs dépend du contexte du programme.<sup>1</sup>

Les analystes du ciblage sont souvent confrontés au défi de sélectionner un seuil d'éligibilité qui trouve le bon équilibre entre la minimisation des erreurs d'inclusion et d'exclusion.

L'analyse ROC peut être utilisée pour l'analyse de ciblage, fournissant un outil statistique transparent pour visualiser et quantifier ces compromis liés à la conception. **Cette méthode s'applique chaque fois qu'un modèle de ciblage basé sur les données est utilisé.**

Les courbes ROC aident à comprendre comment choisir les seuils d'éligibilité en montrant le compromis entre les erreurs d'inclusion et d'exclusion à différents points. Chaque point de la courbe correspond à un seuil de probabilité différent d'être en situation d'insécurité alimentaire : ils sont affichés selon la capacité de la conception du ciblage à différencier correctement les ménages en situation de sécurité alimentaire et ceux des ménages en situation d'insécurité alimentaire.

Cette note souligne que la sélection d'un seuil (cut-off point) n'est pas une tâche mécanique ; il s'agit d'une décision programmatique fondamentale. Cela signifie qu'il n'y a pas de solution unique et

parfaite fournie par les données. Au contraire, le choix de l'endroit où fixer le seuil d'éligibilité doit refléter les objectifs spécifiques du programme et les principes humanitaires, ainsi que les contraintes budgétaires.

## MÉTHODOLOGIE

La phase de conception d'un processus de ciblage basé sur les données suit un processus clair, structuré et cohérent dans toutes les opérations. Une étape clé est l'établissement d'un cadre de vulnérabilité, où une définition claire et mesurable de « vulnérable » est établie, par exemple un ménage en situation d'insécurité alimentaire. Cela crée une simple catégorie oui/non que le modèle prédit. Les caractéristiques pertinentes des ménages sont ensuite identifiées et utilisées pour générer des probabilités prédites à l'aide de modèles statistiques. Ensuite, les probabilités prédites attribuent à chaque ménage un score indiquant sa probabilité d'être vulnérable.

L'analyse ROC peut ensuite être effectuée pour évaluer la précision du modèle sur différents seuils d'erreur d'inclusion-exclusion. Ces courbes sont comme des cartes qui montrent l'éventail des

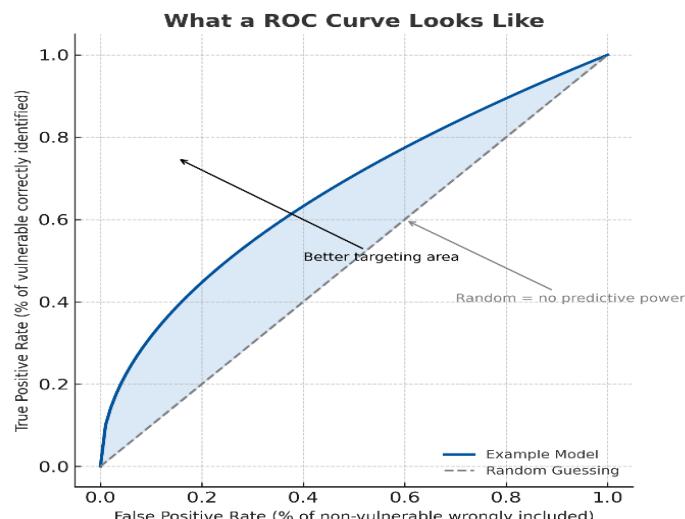


Figure 1 - Exemple d'une courbe ROC

<sup>1</sup> Pour plus d'informations sur les erreurs de ciblage, vous pouvez consulter le Centre de ressources VAM : <https://docs.wfp.org/api/documents/WFP-0000122035/download/> // <https://docs.wfp.org/api/documents/WFP-0000167583/download/>

## EXPLICATION DE LA COURBE ROC

Considérez un modèle de ciblage comme un détecteur de métaux dans un aéroport. Chaque foyer passe, et au lieu d'une simple réponse « oui/non », le détecteur émet un bip d'une certaine intensité (un score compris entre 0 et 1). Un bip faible (0,1) signifie que le ménage n'est probablement pas vulnérable, tandis qu'un bip fort (0,9) signifie qu'il l'est probablement.

La **courbe ROC** est une image qui montre toutes les façons possibles de régler la sensibilité du détecteur. Si vous placez la sensibilité très basse, presque tout le monde déclenchera un bip : vous attraperez tous les ménages vulnérables (rappel élevé), mais vous inclurez également à tort de nombreux ménages non vulnérables (taux élevé de faux positifs). Si vous placez la sensibilité très haute, seuls les bips les plus forts se déclencheront : vous manquerez certains ménages vulnérables (erreurs d'exclusion) et aurez moins de ménages non vulnérables (erreurs d'inclusion faibles). La courbe visualise toute cette gamme de compromis.

Un meilleur modèle pousse la courbe plus haut, ce qui signifie qu'il est plus efficace pour séparer les personnes vulnérables des personnes non vulnérables. Nous n'utilisons pas la courbe ROC pour prendre une seule décision, mais plutôt pour voir l'ensemble du paysage des compromis. Cela nous permet de choisir une sensibilité (seuil) qui correspond le mieux aux objectifs de notre programme.

résultats possibles à différents seuils d'éligibilité, illustrant le pouvoir prédictif global du modèle. Le point de coupure optimal peut être identifié à l'aide de critères tels que le Youden's J statistics ou les compromis spécifiques au programme entre les erreurs.

## COMPRENDRE LES PROBABILITÉS DANS LES MODÈLES DE CIBLAGE

Lors de la création d'un modèle de ciblage basé sur les données, le résultat n'est pas un simple « oui » ou « non » quant à la vulnérabilité d'un ménage. Au lieu de cela, le modèle produit un score de probabilité compris entre 0 et 1. Ce score représente la probabilité que le ménage soit vulnérable, compte tenu des caractéristiques observées. Par exemple, un score de 0,8 signifie que le ménage a 80 % de chances d'être vulnérable, tandis qu'un score de 0,2 signifie qu'il n'a que 20 % de chances. Ces probabilités permettent de classer les ménages du plus au moins susceptible d'être vulnérable, puis d'appliquer un seuil pour décider qui devrait être éligible à l'aide.

L'analyse utilise des indicateurs indirects tels que la taille du ménage, le taux de dépendance, le niveau de scolarité ou les conditions de logement – des facteurs observables et relativement stables au fil du temps – et non des indicateurs de résultats conformément aux directives de l'organisation.<sup>2</sup> L'objectif est d'utiliser des indicateurs structurels et démographiques qui aident à anticiper les personnes à risque, plutôt que de reproduire les résultats que nous essayons de changer.

Ces variables proxy peuvent ensuite être combinées de différentes manières. Une approche courante est l'attribution d'un score (scorecard), où un poids est assigné à chaque variable basé sur la force avec laquelle elle prédit la vulnérabilité. L'addition de ces poids donne à chaque ménage un score final, qui correspond à une probabilité d'être vulnérable. Mais l'attribution d'un score n'est pas la seule option. Les modèles statistiques tels que la régression logistique ou les méthodes de machine learning telles que les « Random Forests » génèrent également des scores de probabilité.

<sup>2</sup> <https://docs.wfp.org/api/documents/WFP-0000169093/download/>

Les courbes ROC peuvent être appliquées à toute approche de ciblage qui produit une probabilité ou un score continu, comme la régression logistique, les « Random Forests » ou les scorecards. Dans ces cas, les probabilités prédites (ou scores) peuvent être comparées aux résultats observés pour évaluer la performance. Cependant, l'analyse ROC n'est pas applicable aux méthodes de ciblage uniquement par catégorisation à moins qu'elles ne soient d'abord converties en un système de notation. Une fois qu'un cadre de notation ou de probabilité est établi, un seuil peut être choisi, guidé par des courbes ROC et d'autres analyses, pour équilibrer les erreurs d'inclusion et d'exclusion conformément aux priorités opérationnelles et éthiques.

## DES PROBABILITÉS AUX COURBES ROC

La figure ci-dessous (figure 2) montre comment chaque ménage se voit attribuer une probabilité d'être vulnérable et comment différents seuils modifient la probabilité qu'un ménage soit sélectionné. Un seuil bas (ligne orange) inclut davantage de ménages dans le programme (avec la possibilité d'inclure des ménages qui ne sont pas nécessairement vulnérables), tandis qu'un seuil élevé (ligne verte) est plus strict, ce qui réduit les chances d'inclusion des ménages les mieux nantis, mais augmente également le risque d'exclusion des personnes vulnérables.

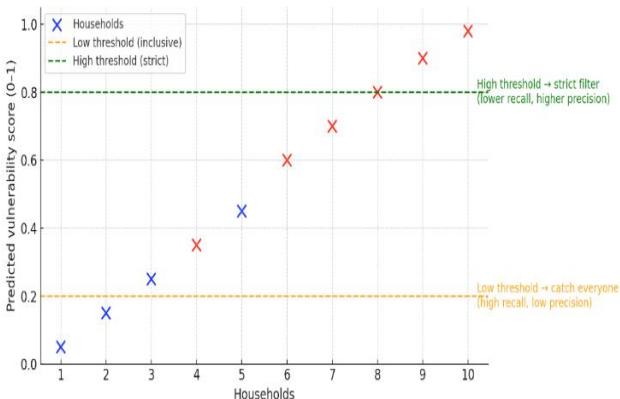


Figure 3 - Seuils dans un ciblage probabiliste  
Rouge X – Vulnérable, Bleu X – Non vulnérable

La courbe ROC reprend cette logique de seuil simple et l'étend sur *tous les seuils possibles*. Au lieu de se contenter de regarder un point de coupure, il trace le spectre complet. À son tour, il montre, pour chaque seuil possible, combien de ménages vulnérables sont correctement inclus (rappel) par rapport au nombre de ménages non vulnérables qui sont inclus à tort (faux positifs/erreur d'inclusion). En d'autres termes, la courbe ROC est simplement une carte de ce qui se passe lorsque vous faites glisser le seuil vers le haut ou vers le bas.

L'application de l'analyse ROC aux études de ciblage permet de mieux comprendre les performances des modèles et les conséquences de nos choix. Par exemple, un seuil statistiquement équilibré pourrait offrir un bon compromis entre les erreurs d'inclusion et d'exclusion. Cependant, un choix programmatique pour s'aligner sur une charge de travail pré-déterminée peut modifier considérablement cet équilibre, en privilégiant une portée plus large à une précision parfaite.

## COMMENT LIRE UN GRAPHIQUE ROC

La figure 3 ci-dessous montre une comparaison entre deux modèles (courbes orange et bleue) :

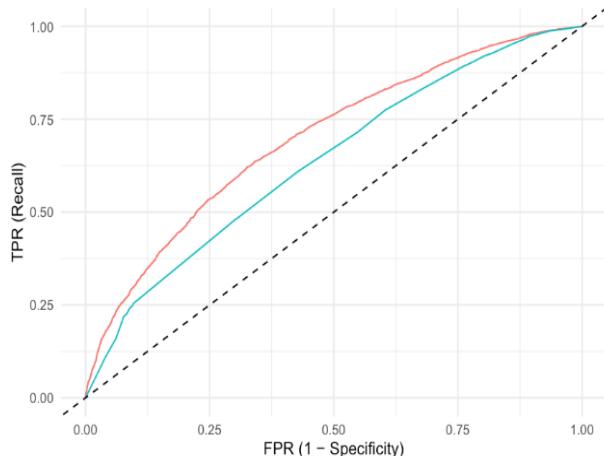


Figure 2 - Comparaison ROC

- **La référence :** la ligne pointillée diagonale représente un modèle qui n'est pas mieux

- qu'un modèle aléatoire. La courbe de tout bon modèle sera au-dessus de cette ligne.
- **Les axes:**
  - L'axe vertical (axe des y) montre la proportion de toutes les personnes vulnérables correctement identifiées, également appelée « rappel ou sensibilité ». Une valeur plus élevée est meilleure.
  - L'axe horizontal (axe des x) montre la proportion de personnes non vulnérables identifiées à tort comme vulnérables, également appelée « taux de faux positifs » ou « spécificité ». Une valeur inférieure est préférable.
- **Les courbes** : chaque courbe colorée représente un modèle de ciblage différent. Plus une courbe est proche du coin supérieur gauche du graphique, meilleures sont les performances du modèle.

## PRÉDIRE LA VULNÉRABILITÉ À LA MALNUTRITION AU MALAWI – UN EXEMPLE CONCRET

Le bureau de pays du Malawi a demandé une analyse du ciblage pour déterminer si les données des unités de réhabilitation nutritionnelle (NRU) pouvaient identifier de manière fiable les ménages souffrant de stress nutritionnel.

L'hypothèse était simple : les ménages qui atteignaient un NRU étaient déjà confrontés à un stress nutritionnel. L'identification des caractéristiques les plus prédictives du stress nutritionnel, en se basant sur les ménages atteignant un NRU, permettrait au CO de cibler plus efficacement les ménages ayant besoin d'une assistance nutritionnelle.

Deux modèles ont été comparés : une régression logistique, qui a fourni une approche statistique transparente et facile à expliquer, et un Random Forest, qui a utilisé de nombreux arbres de

décision combinés pour capturer des modèles plus complexes. Les deux ont été formés sur les mêmes données, puis évalués pour voir dans quelle mesure ils pouvaient distinguer les ménages qui avaient et n'avaient pas été admis au réacteur NRU.

Les résultats ont montré que les deux modèles fonctionnaient bien, le Random Forest atteignant une précision légèrement supérieure.

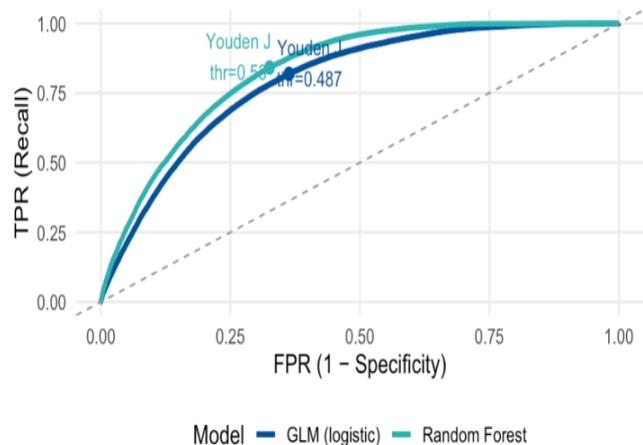


Figure 4 - Comparaison de modèles

## LECTURES COMPLÉMENTAIRES SUR LES MÉTHODES PROBABILISTES ET LES COURBES ROC

- Aiken et al. (2022) – “Machine Learning and Mobile Phone Data Can Improve the Targeting of Humanitarian Assistance” (NBER Working Paper)
- Noriega-Campero et al. (2020) – “Algorithmic targeting of social policies: Fairness, accuracy, and distributed governance”
- Kalaycıoğlu et al. (2023) – “Using machine learning to identify predictors of social vulnerability in the event of a hazard: İstanbul case study”
- Davis, J., & Goadrich, M. (2006). The relationship between Precision-Recall and ROC curves.

## CALCULS ET DIRECTIVES À L'AIDE DE R

**Guide to Credit Scoring in R** : Un guide pratique (daté de ~2009) qui couvre le calcul des courbes ROC pour la régression logistique et les modèles de Random Forest, à l'aide du package ROCR R (avec des exemples de code).

**Documentation du package *Caret*** : La documentation officielle du package *Caret* R comprend des instructions sur le calcul des courbes ROC et AUC.



### UNITÉ D'ÉVALUATION ET DE CIBLAGE (APP-FA)

DIVISION DE L'ANALYSE, DE LA PLANIFICATION ET DE LA PERFORMANCE

**Programme alimentaire mondial**

Via Cesare Giulio Alto 68/70  
00148 Rome, Italie - T +39 06 65131  
[wfp.org](http://wfp.org)

### Contactez-nous:

[wfp\\_assessment\\_targeting@wfp.org](mailto:wfp_assessment_targeting@wfp.org)

### Équipe de ciblage :

Alberto Gualtieri, Cagri Cebisli,  
Edgar Wabyona, Eve Chalifour,  
Federica Esu, Hajar Anbar