



**HAL**  
open science

## Analyse statistique du confort thermique estival dans un bureau naturellement ventilé

Cédric Schreck, Aurélie Fouquier, Simon Rouchier, Etienne Wurtz

### ► To cite this version:

Cédric Schreck, Aurélie Fouquier, Simon Rouchier, Etienne Wurtz. Analyse statistique du confort thermique estival dans un bureau naturellement ventilé. IBPSA France 2022, May 2022, Chalons-en-Champagne, France. pp.1-8. cea-03988066

**HAL Id: cea-03988066**

**<https://cea.hal.science/cea-03988066>**

Submitted on 14 Feb 2023

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

## Analyse statistique du confort thermique estival dans un bureau naturellement ventilé

Cédric Schreck <sup>\*1,2</sup>, Aurélie Fouquier<sup>2</sup>, Simon Rouchier<sup>1</sup>, Etienne Wurtz<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Univ. Savoie Mont-Blanc,  
Campus du Bourget, 73375 Le Bourget du Lac, France,  
[\\*cedric.schreck@univ-smb.fr](mailto:*cedric.schreck@univ-smb.fr)

<sup>2</sup> Univ. Grenoble Alpes, CEA, Liten,  
Campus Ines, 73375 Le Bourget du Lac, France

---

*RESUME. Cet article explore les données d'ambiance et de confort thermique dans le cas d'un bureau situé au Bourget du Lac, France. L'évaluation de la performance de la ventilation naturelle pour le rafraîchissement estival est limitée par la difficulté à prédire les interactions entre les actions adaptatives de l'occupant (ouverture des fenêtres, utilisation du brasseur d'air, degré d'habillement) et son confort thermique réellement ressenti. Un des verrous à lever est de pouvoir prédire le confort thermique de l'occupant, dans un environnement et à un instant donné. Dans un premier temps, nous analysons les données recueillies et les confrontons aux modèles standards de confort adaptatif norme NF EN 16798-1 et modèle de Givoni. Ensuite, nous présentons une méthodologie de développement de modèles de prédiction du confort thermique à l'aide de différents algorithmes d'apprentissage statistique (régression linéaire multinomiale, KNN, arbres de décision et random forest) et nous évaluons la pertinence de la méthode SMOTE pour doper les catégories de confort sous représentées.*

*MOTS-CLÉS : Ventilation Naturelle, Analyse Statistique, Confort d'été*

---

*ABSTRACT. This article explores physical and thermal comfort data by analyzing the case study of an office located at Bourget du Lac, France. The assessment of natural ventilation performance applied to summer cooling is limited by the difficulty to predict interactions between occupant's adaptive actions (windows opening, use of fans, degree of clothing) and his true thermal comfort sensation. One of the scientific challenges to overcome is to predict the occupant's thermal sensation for a given environment and time. First, the measured data are analyzed and confronted to the prediction of standards adaptive model (norm NF EN 16798-1) and Givoni model. Then, we present a methodology for thermal comfort predictive model development including different statistical learning algorithms (multinomial linear regression, KNN, decision tree and random forest) and the relevance of oversampling the undersized thermal comfort categories with the SMOTE method is assessed.*

*KEYWORDS: Natural Ventilation, Statistical Analysis, Summer Thermal Comfort*

---

## 1. INTRODUCTION

Face au dérèglement climatique, le déploiement de systèmes par ventilation naturelle pour rafraîchir les bâtiments semble particulièrement pertinent pour la réduction des consommations énergétiques et le maintien du confort thermique estival (Alessandrini et Ribéron 2011). Cependant, pour soutenir ce déploiement, il est nécessaire de pouvoir prédire la performance du rafraîchissement, ainsi que l'impact sur le confort thermique de l'occupant. Or, en ventilation naturelle, ces deux aspects sont liés par l'interaction entre l'occupant et son environnement par le biais des stratégies adaptatives. Par exemple, la considération seule du stimuli température intérieure s'est avérée limitante pour la prédiction dynamique de l'ouverture des fenêtre (Yun et Steemers 2008).

Un des verrous liés à la prédiction du confort thermique de l'occupant est la diversité des paramètres (ou variables explicatives) dont il peut dépendre. Il y a les paramètres physiques extérieurs comme la météo (température, humidité, vent, irradiation), intérieurs comme la température (Moujalled, Cantin, et Guarracino 2008), l'humidité (Vellei et al. 2017), la vitesse d'air (Buonocore et al. 2021) & (Faria et al. 2022). A cela doivent être ajoutés les paramètres d'ordre physiologiques et psychologiques (Moujalled 2007). La simulation du confort thermique est limitée par les biais du modèle choisi et les hypothèses associées, et est en générale restreinte au cas de simulation.

L'apprentissage statistique consiste à calibrer un modèle mathématique à partir de mesures. L'intérêt d'un tel modèle serait, dans un premier temps, de pouvoir diagnostiquer, pour un cas d'étude réel donné, quels sont les variables explicatives les plus pertinentes. Dans un second temps, le modèle ainsi calibré pourrait servir à la prédiction du confort thermique.

La section 2 détaille les caractéristiques du cas d'étude et la nature des données mesurées. Tel que suggéré par (Moujalled, Cantin, et Guarracino 2008) la section 3 propose une nouvelle comparaison entre les prédictions des modèles de conforfs standards et les votes enregistrés par les 3 occupants du bureau. Enfin, nous prolongeons en section 4 les travaux de (Y. Liu et al. 2021) sur la prédiction statistique du confort au cas d'un bureau ventilé naturellement. L'article présente notamment une méthodologie d'utilisation des modèles de régression linéaire multinomiale (RLM), K nearest neighbors (KNN), arbres de décision (DT) et random forest (RF) et la pertinence d'utiliser une méthode de dopage dans le cas d'une variable dépendante catégorielle avec des catégories déséquilibrées.

## 2. ETUDE DE CAS

L'étude de cas est un bureau situé au Bourget Du Lac, France. Le bureau de 18,2 m<sup>2</sup> (Figure 1, gauche) est situé côté ouest d'un bâtiment construit sur des standards bioclimatiques. En particulier, afin d'exploiter au mieux le potentiel de ventilation naturelle lié à la présence de vent ou au tirage thermique, il donne sur un couloir connecté à un atrium central. Les ventelles peuvent être laissées ouvertes la nuit pour profiter du rafraîchissement nocturne. Les données proviennent de campagnes expérimentales et travaux précédemment réalisés par le laboratoire CEA LITEN, et l'étude se concentre sur la période estivale de Juin à Aout 2018.

### 2.1. ACQUISITION DES DONNEES PHYSIQUES ET DE CONFORT

Les données météo ont été acquises par une station à proximité du bâtiment et la position des mesures d'ambiance intérieures sont schématisées Figure 1 (gauche). Le détail des variables mesurées

est disponible Tableau 1. La porte du bureau étant ouverte en continue, la variable binaire *PosOuvrants* prend la valeur *vraie* lorsqu'un des ouvrants donnant sur l'extérieur est ouvert.

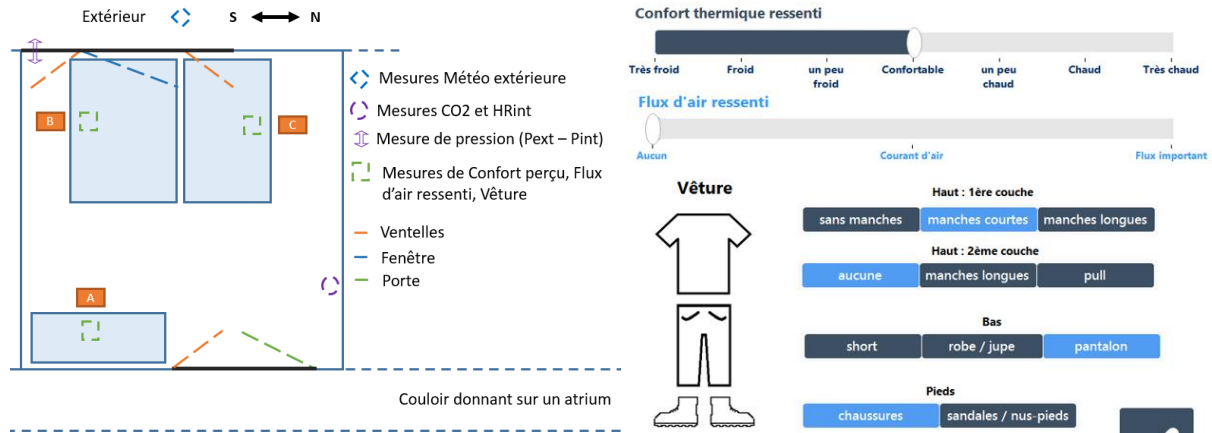


Figure 1 : Gauche : schéma du cas d'étude. Droite : interface logicielle pour le sondage de confort

Le bureau est occupé par 3 employés représentés par les labels « A », « B » et « C ». Des informations sur leur confort thermique *ConfT*, le flux d'air ressenti *Flux* et le degré d'habillement *Clo* sont acquises via un formulaire numérique (Figure 1, droite) installé sur chaque poste informatique. Le logiciel enregistre également l'instant d'acquisition arrondi à la minute. L'échelle du vote de confort thermique subjectif va de -3 à +3 selon la norme NF EN ISO 10551 (AFNOR 2019a). Le flux d'air ressenti subjectif résultant d'une vitesse d'air intérieure est renseigné par l'occupant sur une échelle de 0 (nul) à +2 (flux important). Le degré d'habillement est calculé à partir des renseignements de vêture et des tables de valeurs de la norme NF EN ISO 9920 (AFNOR 2009). L'activité métabolique n'est pas mesurée.

Origine	Variable	Nom	Type et unité
Mesures météos extérieures	Température extérieure	Ta	Numérique [°C]
	Moyenne journalière glissante	Ta_moy_g	Numérique [°C]
	Humidité extérieure	HR	Numérique [%HR]
	Direction du vent	WD	Numérique [°]
	Force du vent	WS	Numérique [m/s]
	Puissance solaire Ouest	P_ouest	Numérique [W/m2]
Mesures ambiance intérieure	Concentration CO2	CO2	Numérique [ppm]
	Différentiel de Pression	dP	Numérique [Pa]
	Température intérieure	Tint	Numérique [°C]
	Humidité intérieure	HRint	Numérique [%HR]
	Position des ouvrants	PosOuvrants	Catégorielle : ON/OFF
Votes de confort	Confort thermique	ConfT	Numérique [-3, 3]
	Confort thermique cat	ConfT_CAT	Catégorielle : tres froid [-3 ; -2.5], froid [-2.5 ; -1.5], un peu froid [-1.5 ; -0.5], neutre [-0.5 ; 0.5], un peu chaud [0.5 ; 1.5], chaud [1.5 ; 2.5], tres chaud [2.5 ; 3]
	Flux d'air	Flux	Numérique [0, 2]
	Flux d'air cat	Flux_CAT	Catégorielle : nul [0 ; 0.4], faible [0.4 ; 1.5], fort [1.5 ; 2]
	Habillement	Clo	Numérique [clo]
	Habillement cat	Clo_CAT	Catégorielle : faible [0 ; 0.45], moyen [0.45 ; 0.6], fort [0.6 ; 0.9]
Base temps	Employé	Employe_CAT	Catégorielle [A, B, C]
	Moment de la journée	Time_Day_CAT	Catégorielle matin [5h ; 12h], midi [12h ; 14h], aprem [14h ; 20h], nuit [20h ; 5h]

Tableau 1 : Synthèse des variables mesurées, pré et post traitées

## 2.2. PRE TRAITEMENT DES DONNEES

Toute notre étude est effectuée à l'aide du langage de programmation R. Les données sont pré traitées de manière à retirer les valeurs aberrantes. Les données météo sont moyennées sur un pas de temps de 10 minutes. De plus, de manière à posséder, pour chaque vote d'occupant, les mesures météo et d'ambiance intérieure correspondantes, nous interpolons toutes les données physiques sur la base de temps des données de confort.

Les paramètres de confort, de flux ressenti et d'habillement sont mesurés sous formes de variables continues. Néanmoins, leur distribution étant concentrée autour de certaines valeurs discrètes, nous calculons une version catégorielle de ces variables avec les intervalles d'agrégation détaillés Tableau 1. De plus, nous avons créé une variable catégorielle *Employe\_CAT* permettant d'associer à chaque acquisition du confort, de quel occupant il s'agit. Enfin, il nous a également semblé pertinent de créer une variable catégorielle *Time\_Day\_CAT* permettant de différencier les parties de la journée.

## 3. ANALYSE DU CONFORT THERMIQUE

### 3.1. MODELES DE CONFORT ADAPTATIF ET DE GIVONI

Dans le cas d'un bureau rafraîchi par ventilation naturelle, la plage d'acceptation du confort peut être modifiée au cours du temps, notamment de par l'adaptation de l'occupant à son environnement. Dans ce cadre, la norme NF EN 16798-1 (AFNOR 2019b) définit un modèle de confort adaptatif en fonction de la température moyenne journalière pondérée des jours précédents (Figure 2, gauche). Par ailleurs, le modèle de confort de Givoni permet de considérer l'effet de l'humidité relative et la présence d'un flux d'air en délimitant, sur le diagramme psychrométrique, une zone de confort étendue dans le cas de la ventilation naturelle (Figure 2, droite).

Les votes de confort thermique sont en bonne adéquation avec les deux modèles. De plus, quasiment tous les points sont situés dans les zones de confort, démontrant la bonne capacité du bureau à maintenir le confort thermique de l'occupant, malgré une localisation ouest (gains solaires maximums).

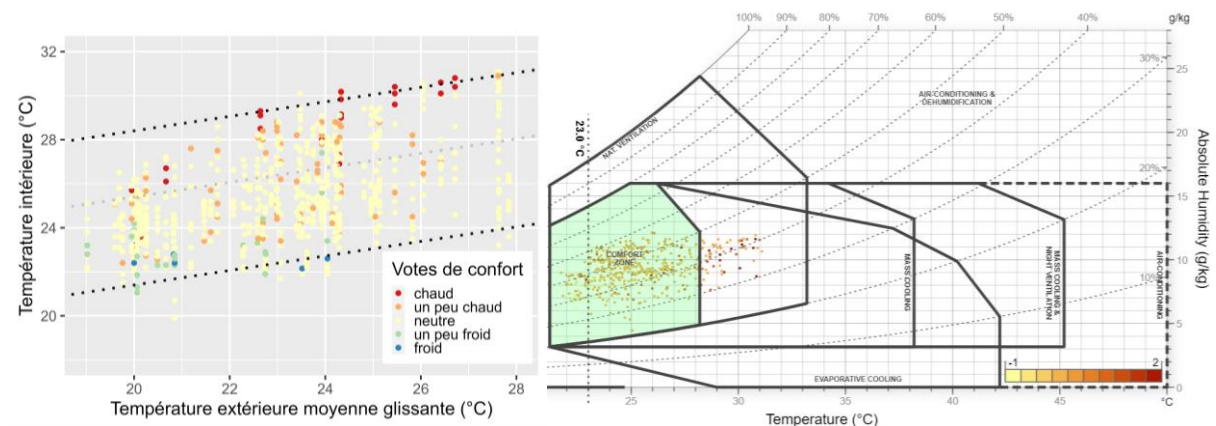


Figure 2 : Comparaison entre le confort réellement perçu et (gauche) la prédiction du confort adaptatif de la norme NF EN 16798-1 (catégorie de confort II), (droite) le confort de Givoni.

### 3.2. CORRELATION AVEC LA TEMPERATURE INTERIEURE ET L'IDENTITE DE L'OCCUPANT

De même que dans (Wagner et al. 2007), notre cas d'étude montre, pour une température donnée, une forte dispersion des votes de confort (Figure 3, gauche). En appliquant la même méthodologie que

(Moujalled, Cantin, et Guarracino 2008), nous agrégeons les votes de confort sur des intervalles de température intérieure de 0.5°C. Nous pouvons alors visualiser une relation linéaire entre confort perçu et température intérieure (Figure 3, droite). Nous obtenons une température de vote neutre de 23.6°C en accord avec la mesure de 23.5°C dans (Moujalled, Cantin, et Guarracino 2008). En revanche, notre pente est plus faible, suggérant une plus grande plage de tolérance en température intérieure dans notre cas d'étude.

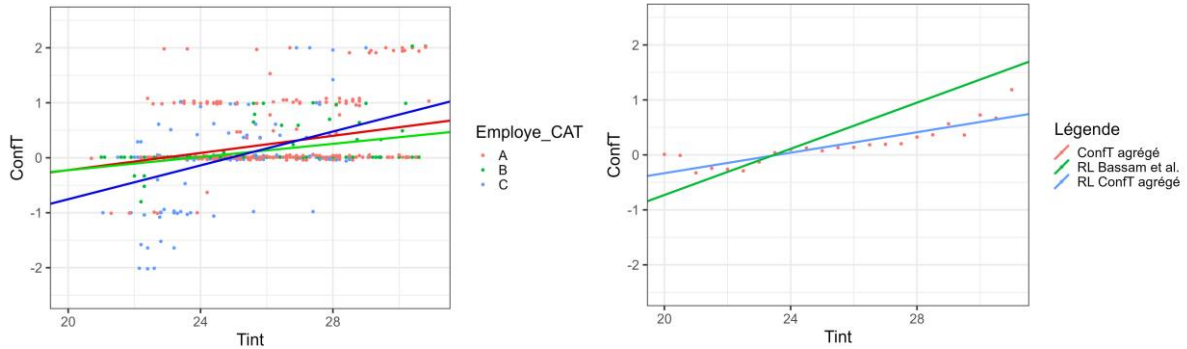


Figure 3 : Vote de confort thermique et régressions linéaires (RL) en fonction de la température intérieure : (gauche) votes bruts, (droite) votes moyennés sur des intervalles de 0.5°C

Ces résultats sont en accord avec le fait que, d'un point de vue macroscopique, la température intérieure est un paramètre explicatif prépondérant et fiable dans la prédiction du confort thermique en ventilation naturelle. Néanmoins, ce paramètre ne suffit pas à lui seul à expliquer le vote de confort à un instant donné. En s'intéressant à l'identité de l'employé, nous observons que, pour une température intérieure donnée, par rapport à l'employé de référence A, l'employé C a un vote significativement ( $p < 0.05$ ) plus faible (-0.16) (Tableau 2). Nous mettons ici en évidence le caractère physiologiques et psychologiques du confort perçu.

	Intercept	Tint	Employe_CAT_B	Employe_CAT_C
Coefficient	-2.02	0.09	-0.09	-0.16
P value	$< 2 \times 10^{-16}$	$< 2 \times 10^{-16}$	0.0493	0.0002

Tableau 2 : Coefficients et indicateurs de significativité statistique de la régression linéaire  $ConfT \sim Tint + Employe\_CAT$

Les premières analyses de vote de confort des 3 employés de notre cas d'étude confirment la pertinence des indicateurs de confort adaptatif et de Givoni ainsi que la significativité des paramètres de température intérieure et d'identité de l'employé pour prédire les votes de confort. Néanmoins, nous souhaitons aller plus loin et développer un modèle statistique de prédiction du confort en exploitant les autres variables à notre disposition.

## 4. MODELISATION STATISTIQUE DU CONFORT THERMIQUE

### 4.1. METHODOLOGIE

Notre base de donnée Tableau 1 est constituée, après prétraitement et suppression des valeurs manquantes, de 659 votes répartis de Juin à Aout 2018, et acquis sur des plages horaires de bureau. Nous

souhaitons prédire la variable catégorielle *ConfT\_CAT* en fonction des autres paramètres disponibles. En s’inspirant de la description des différents modèles d’apprentissage statistique par (James et al. 2013), nous proposons les modèles et méthodologies suivants.

#### 4.1.1. Modèles d’apprentissage statistique

La **Régression linéaire multinomiale (RLM)** est la généralisation de la régression linéaire pour une variable dépendante catégorielle avec 3 catégories ou plus (Jeong et al. 2020). On adimensionne les variables continues de manière à leur donner le même poids dans la minimisation de l’erreur. Le modèle **K nearest neighbors (KNN)** est un modèle non paramétrique qui va assigner, pour des valeurs de variables explicatives données, la probabilité d’appartenir à la classe  $j$  en fonction des classes d’appartenances des  $K$  plus proches voisins. Nous utilisons  $K = 3$ . En plus d’adimensionner les variables continues, les variables catégorielles doivent être transformées en variables binaires factices. Le modèle **Decision Tree (DT)** crée un arbre dont chaque nœud représente la séparation de la base de donnée en deux parties distinctes selon une condition portant sur une des variables explicatives jusqu’à aboutir à une feuille de classification. L’arbre de décision a l’avantage de proposer une bonne interprétabilité physique de la calibration. Il peut néanmoins se montrer très sensible vis-à-vis d’une variation de la base d’entraînement. Dans l’optique de réduire la sensibilité de l’arbre de décision, le modèle **Random Forest (RF)** génère et calibre via un processus aléatoire  $Ntree$  arbres de décisions. Nous utilisons  $Ntree = 500$ .

#### 4.1.2. Dopage des catégories sous représentées

Le Tableau 3 montre une répartition très déséquilibrée des votes dans chaque classe. Cela engendre des difficultés de calibration des modèles. (T. Liu et al. 2022) montrent la pertinence d’utiliser la méthode **Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE)** afin de doper les catégories sous représentées. La méthode consiste à synthétiser, pour chaque vote dans une catégorie minoritaire donnée, un nouveau vote situé à une distance aléatoire d’un des  $K$  plus proches voisins. Le processus est répété  $dup\_size$  fois de manière à multiplier la taille de la catégorie par  $(dup\_size + 1)$  fois. Nous utilisons la fonction *SMOTE* du paquet *smotefamily* avec les paramètres  $K = 3$  et  $dup\_size = 5$ .

Catégorie	Très froid	froid	Un peu froid	Neutre	Un peu chaud	Chaud	Très chaud
Nombre de votes	0 (0%)	7 (1%)	26 (4%)	532 (81%)	70 (11%)	24 (4%)	0 (0%)
Nombre de vote après dopage SMOTE	0 (0%)	42 (3%)	156 (12%)	532 (41%)	420 (32%)	144 (11%)	0 (0%)

Tableau 3 : répartition des votes de confort thermique dans chaque classe, sans et avec dopage

#### 4.1.3. Choix et calcul de l’indicateur de performance

La variable à prédire étant catégorielle et déséquilibrée, nous choisissons le ***F1-score*** tel que décrit par (Jeong et al. 2020) et utilisé par (Payet et al. 2022). Cet indicateur évalue, pour chaque classe, le rapport entre prédictions réussies et manquées. Pour calculer le ***F1-score*** global d’un modèle, et afin de ne privilégier aucune classe, nous calculons une moyenne macroscopique, c’est-à-dire que nous ne pondérons pas le ***F1-scores*** d’une classe par sa taille. Le score varie entre 0 et 1.

Afin de comparer la performance des modèles entre eux, les ***F1-scores*** sont calculés par **validation croisée (KF-CV)**. Nous choisissons  $K = 5$ .

#### 4.1.4. Choix des paramètres pertinents

Compte tenu des observations précédentes section 3, nous retenons les variables *Tint* et *Employe\_CAT* comme paramètres explicatifs pertinents. Les températures et humidités relatives extérieures et intérieurs étant corrélées, nous ne conservons pas les paramètres extérieurs *HR* et *Ta*. Afin d'évaluer, pour chaque modèle, quels autres paramètres permettent de significativement améliorer le *F1-score*, nous utilisons la méthode « *Forward stepwise selection* ».

#### 4.2. RESULTATS

Les investigations par KF-CV ont montré que, pour notre cas d'étude, en plus de *Tint* et *Employe\_CAT*, seule l'humidité relative *HRint* augmente significativement le *F1-score*, en accord avec (Vellei et al. 2017). Le Tableau 4 présente les résultats des modèles avec ces 3 paramètres. Les valeurs de variances des *F1-score* ( $\sigma$ ) sont relativement élevées par rapport aux moyennes ( $\mu$ ), montrant une forte sensibilité par rapport à la base de validation dans le processus KF-CV. Les modèles obtenant les meilleurs compromis entre moyenne et variance sont le RLM et DT. Le dopage des catégories sous représentées permet de significativement améliorer les scores des modèles RLM, DT et RF.

Modèle <i>fonction R</i>	RLM <i>nnet::multinom</i>	KNN <i>class::knn</i>	DT <i>rpart</i>	RF <i>randomForest</i>
F1-score sans dopage $\mu$ ( $\sigma$ )	0.28 (0.11)	0.38 (0.12)	0.22 (0.08)	0.19 (0.02)
F1-score avec dopage $\mu$ ( $\sigma$ )	<b>0.38</b> (0.06)	0.25 (0.04)	<b>0.35</b> (0.06)	0.28 (0.05)

Tableau 4 : Moyenne et écart type (entre parenthèse) des *F1-scores* par KF-CV pour les modèles avec les 3 paramètres *Tint*, *Employe\_CAT* et *HRint*

### 5. DISCUSSIONS ET CONCLUSIONS

Nous obtenons un *F1-score* maximal de 0.38 pour le modèle RLM dopé avec la méthode SMOTE. Les valeurs sont très inférieures à 1, signifiant une faible capacité de prédiction des modèles. En effet, l'entraînement est limité par la pertinence des variables disponibles, les incertitudes de mesures ainsi que le nombre et la répartition des votes de confort dans les différentes catégories.

Nous avons vu que, pour notre cas d'étude, à part la température et l'humidité intérieure, aucun autre paramètre physique (Vent, irradiation, taux de CO2) ou de confort (flux d'air ressenti, vêture) n'a significativement amélioré le score. Afin de prolonger les investigations, **d'autres paramètres** pourraient être testés, par exemple l'influence de la température moyenne radiative ou le niveau d'activité métabolique. **Une base de donnée plus grande**, avec plus de vote, plus d'occupants, et sur une plus grande période d'acquisition pourrait améliorer la performance prédictive.

Face à la grande variabilité des votes, **un nettoyage de la base de donnée** pourrait être effectué, en implémentant par exemple la méthode Edited Nearest Neighbour (ENN) (T. Liu et al. 2022).

L'étude du modèle RLM pourrait être prolongée en appliquant **l'approche bayésienne** : l'ajout de distributions de probabilités à priori pour les paramètres à calibrer permettrait d'analyser leurs incertitudes et de réduire la variance des modèles.

Par ailleurs, la méthodologie présentée est limitée par son approche statique du confort de l'occupant. Pour améliorer la performance prédictive, il serait alors pertinent de s'intéresser aux **mécanismes dynamiques**, en incluant une dimension temporelle à la modélisation (par exemple modèles d'états).



Enfin, la méthodologie de calibration de modèle prédictif du confort thermique présentée dans cet article pourrait être appliquée, par exemple, pour l'aide à la décision de stratégie de rénovation d'un bâtiment existant en matière de confort d'été.

## 6. BIBLIOGRAPHIE

- AFNOR. 2009. « Ergonomie des ambiances thermiques ». Norme NF EN ISO 9920.
- . 2019a. « Ergonomie de l'environnement physique - Échelles de jugements subjectifs pour l'évaluation des environnements physiques ». Norme NF EN ISO 10551.
- . 2019b. « Performance énergétique des bâtiments - Ventilation des bâtiments ». Norme NF EN 16798-1.
- Alessandrini, Jean-Marie, et Jacques Ribéron. 2011. « Will Naturally Ventilated Dwellings Still Be Safe under Heatwaves? » In *AIVC and 1st TightVent Conference*. Brussels, Belgium.
- Buonocore, Carolina, Renata De Vecchi, Roberto Lamberts, et Saulo Güths. 2021. « From Characterisation to Evaluation: A Review of Dynamic and Non-Uniform Airflows in Thermal Comfort Studies ». *Building and Environment* 206 (décembre). <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108386>.
- Faria, Luciano Caruggi de, Marcelo de Andrade Romero, César Porras-Amores, Lucia Fernanda de Souza Pirró, et Paola Villoria Saez. 2022. « Prediction of the Impact of Air Speed Produced by a Mechanical Fan and Operative Temperature on the Thermal Sensation ». *Buildings* 12 (2): 101. <https://doi.org/10.3390/buildings12020101>.
- James, Gareth, Daniela Witten, Trevor Hastie, et Robert Tibshirani. 2013. *An Introduction to Statistical Learning*. Vol. 103. Springer Texts in Statistics. New York, NY: Springer New York. <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-7138-7>.
- Jeong, Bomi, Hyunjeong Cho, Jieun Kim, Soon Kil Kwon, SeungWoo Hong, ChangSik Lee, TaeYeon Kim, Man Sik Park, Seoksu Hong, et Tae-Young Heo. 2020. « Comparison between Statistical Models and Machine Learning Methods on Classification for Highly Imbalanced Multiclass Kidney Data ». *Diagnostics*, juin. <https://doi.org/10.3390/diagnostics10060415>.
- Liu, Tingzhang, Linyi Jin, Chujun Zhong, et Fan Xue. 2022. « Study of Thermal Sensation Prediction Model Based on Support Vector Classification (SVC) Algorithm with Data Preprocessing ». *Journal of Building Engineering* 48 (mai). <https://doi.org/10.1016/j.jobe.2021.103919>.
- Liu, Yanchen, Han Xu, Peiping Zheng, Borong Lin, Huijun Wu, Yu Huang, et Ziwei Li. 2021. « Thermal Preference Prediction Based on Occupants' Adaptive Behavior in Indoor Environments- A Study of an Air-Conditioned Multi-Occupancy Office in China ». *Building and Environment* 206 (décembre): 108355. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108355>.
- Moujalled, Bassam. 2007. « Modélisation dynamique du confort thermique dans les bâtiments naturellement ventilés ». Thèse de doctorat, Ecole Nationale des Tavaux Publics de l'Etat.
- Moujalled, Bassam, Richard Cantin, et Gérard Guarracino. 2008. « Comparison of Thermal Comfort Algorithms in Naturally Ventilated Office Buildings ». *Energy and Buildings* 40 (12): 2215-23. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2008.06.014>.
- Payet, Maareva, Mathieu David, Philippe Lauret, Manar Amayri, Stéphane Ploix, et François Garde. 2022. « Modelling of Occupant Behaviour in Non-Residential Mixed-Mode Buildings : The Distinctive Features of Tropical Climates ». *Energy and Buildings*, 23.
- Vellei, Marika, Manuel Herrera, Daniel Fosas, et Sukumar Natarajan. 2017. « The Influence of Relative Humidity on Adaptive Thermal Comfort ». *Building and Environment* 124 (novembre): 171-85. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2017.08.005>.
- Wagner, A., E. Gossauer, C. Moosmann, Th. Gropp, et R. Leonhart. 2007. « Thermal Comfort and Workplace Occupant Satisfaction - Results of Field Studies in German Low Energy Office Buildings ». *Energy and Buildings* 39 (7): 758-69. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2007.02.013>.
- Yun, Geun Young, et Koen Steemers. 2008. « Time-Dependent Occupant Behaviour Models of Window Control in Summer ». *Building and Environment* 43 (9): 1471-82. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2007.08.001>.