

(ID Modèle = 454913)

Ineris - 227264 - 2822077 - v1.0

31/01/2025

**Evaluation de la pertinence des métamodèles
pour la modélisation des risques industriels.
Application au logiciel Flumilog**

PRÉAMBULE

Le présent document a été réalisé au titre de la mission d'appui aux pouvoirs publics confiée à l'Ineris, en vertu des dispositions de l'article R131-36 du Code de l'environnement.

La responsabilité de l'Ineris ne peut pas être engagée, directement ou indirectement, du fait d'inexactitudes, d'omissions ou d'erreurs ou tous faits équivalents relatifs aux informations utilisées.

L'exactitude de ce document doit être appréciée en fonction des connaissances disponibles et objectives et, le cas échéant, de la réglementation en vigueur à la date d'établissement du document. Par conséquent, l'Ineris ne peut pas être tenu responsable en raison de l'évolution de ces éléments postérieurement à cette date. La mission ne comporte aucune obligation pour l'Ineris d'actualiser ce document après cette date.

Au vu de ses missions qui lui incombent, l'Ineris, n'est pas décideur. Les avis, recommandations, préconisations ou équivalents qui seraient proposés par l'Ineris dans le cadre des missions qui lui sont confiées, ont uniquement pour objectif de conseiller le décideur dans sa prise de décision. Par conséquent, la responsabilité de l'Ineris ne peut pas se substituer à celle du décideur qui est donc notamment seul responsable des interprétations qu'il pourrait réaliser sur la base de ce document. Tout destinataire du document utilisera les résultats qui y sont inclus intégralement ou sinon de manière objective. L'utilisation du document sous forme d'extraits ou de notes de synthèse s'effectuera également sous la seule et entière responsabilité de ce destinataire. Il en est de même pour toute autre modification qui y serait apportée. L'Ineris dégage également toute responsabilité pour chaque utilisation du document en dehors de l'objet de la mission.

Nom de la Direction en charge du rapport : DIRECTION INCENDIE DISPERSION EXPLOSION

Rédaction : TRUCHOT Benjamin

Vérification : GENTILHOMME OLIVIER

Approbation : BOUET REMY - le 31/01/2025

Table des matières

1	Introduction	6
2	Rappel succinct concernant Flumilog	7
2.1	Grandes étapes de la méthode Flumilog	7
2.2	Validations	9
3	Notion de méta-modélisation	10
3.1	Notion de méta-modèles	10
3.2	Application au logiciel Flumilog.....	10
3.3	Méthode d'apprentissage mise en œuvre	11
3.3.1	Définition du problème	12
3.3.2	Collecte des données.....	12
3.3.3	Préparation des données	12
3.3.4	Sélection du modèle.....	13
3.3.5	Partitionnement des données.....	15
3.3.6	Entraînement du modèle	15
3.3.7	Validation.....	15
3.3.8	Test	16
3.3.9	Optimisation.....	16
3.3.10	Déploiement	16
3.4	Bilan sur les métamodèles obtenus	16
4	Principaux enseignements relatifs à l'outil Flumilog	17
4.1	Entrepôts matières solides	17
4.1.1	Influence de la surface de l'entrepôt.....	17
4.1.2	Influence de la hauteur de stockage.....	18
4.1.3	Influence de la puissance palette unitaire	19
4.1.4	Influence de la durée de résistance de la toiture.....	21
4.1.5	Influence de la durée de résistance des parois	22
4.1.6	Influence de la nature des parois.....	23
4.1.7	Synthèse pour les stockages de produits solides.....	24
4.2	Stockage de liquides inflammables.....	24
4.2.1	Influence de la quantité de liquide inflammable stockée.....	24
4.2.2	Influence de la surface	26
4.2.3	Synthèse pour les liquides inflammables	27
5	Synthèse et perspectives	28
6	Références	29

Table des figures

Figure 1 : Grandes étapes de modélisation de l'outil Flumilog.....	8
Figure 2 : Avantages et inconvénients de la méthode Flumilog.....	9
Figure 3 : Représentation schématique de l'intérêt des métamodèles.....	10
Figure 4 : Etape d'un algorithme de construction d'un métamodèle.....	11
Figure 5 : Représentation schématique d'un réseau de neurones.....	13
Figure 6 : Représentation schématique d'une approche de type forêt aléatoire.....	14
Figure 7 : Illustration de la méthode des k-NN, pour une nouvelle donnée, le point noir, l'algorithme recherche les k plus proches voisins.	15
Figure 8 : Evolution de la puissance en fonction de la surface de l'entrepôt (surface augmentée en variant uniquement la longueur de l'entrepôt, largeur = 50 m).....	17
Figure 9 : Evolution de la distance aux effets 3 kW/m ² et 5 kW/m ² sur l'axe (x=0) en fonction de la surface de l'entrepôt.....	18
Figure 10 : Evolution de la puissance en fonction de la hauteur.....	18
Figure 11 : Evolution de la distance aux effets 3 kW/m ² et 5 kW/m ² sur l'axe (x=0) en fonction de la hauteur de l'entrepôt.....	19
Figure 12 : Evolution de la puissance totale de l'incendie en fonction de la puissance unitaire de la palette.....	19
Figure 13 : Evolution de la puissance totale de l'incendie en fonction de la puissance unitaire de la palette avec un échantillonnage de 1 sur 2.	20
Figure 14 : Evolution de la distance d'effet, en face de la largeur, en fonction de la puissance palette.	20
Figure 15 : Influence de la durée de tenue de la toiture sur la puissance développée par l'incendie.	21
Figure 16 : Evolution de la distance d'effet en fonction de la durée de résistance de la toiture.	22
Figure 17 : Evolution de la puissance en fonction de la résistance des parois.....	22
Figure 18 : Evolution des distances d'effet en fonction de la durée de résistance des parois.....	23
Figure 19 : Evolution de la puissance en fonction de la nature des parois.....	23
Figure 20 : Evolution des distances d'effet en fonction de la durée de résistance des parois et de leur nature.....	24
Figure 21 : Puissance développée par l'incendie en fonction de la quantité de liquides inflammables stockée, nappe de 50x60 m ²	25
Figure 22 : Distances d'effet en fonction de la quantité de liquide inflammable, nappe de 50 x 60 m ²	25
Figure 23 : Evolution de la puissance de l'incendie en fonction de la quantité de liquide inflammable, nappe de 110 x 90 m ²	26
Figure 24 : Distances d'effet en fonction de la quantité de liquide inflammable, nappe de 110 x 90 m ²	26
Figure 25 : Evolution de la puissance en fonction de la surface de la nappe.	27
Figure 26 : Evolution de la distance d'effet en fonction de la surface en feu.....	27

Résumé

Ce document a pour objet d'évaluer la pertinence des approches de type métamodèle dans le domaine du risque industriel. Il est construit autour d'un exemple de génération d'un métamodèle pour l'outil Flumilog, outil réglementaire pour le calcul des effets thermiques des incendies. La simplicité et le faible temps de calcul nécessaire pour générer un nombre important de résultats avec cet outil ont permis une mise en application efficace. Cela a été l'occasion de souligner les différentes étapes de construction d'un métamodèle, outil basé sur l'apprentissage, mais également de comparer différents algorithmes d'apprentissage, forêt aléatoire, réseau de neurones et plus proches voisins. Bien que de performance comparable, le score obtenu avec une approche de type réseau de neurones reste légèrement inférieur aux scores des autres approches. Les résultats obtenus par les différents métamodèles sont toutefois globalement satisfaisants et laissent apparaître différentes perspectives d'usage de tels métamodèles dans le domaine des risques accidentels.

Au-delà de la construction du métamodèle, la richesse de la base de cas tests construite pour la phase d'apprentissage a été exploitée pour confirmer le comportement physique du logiciel Flumilog et identifier l'importance relative des différents paramètres d'entrée. Cette évaluation du comportement physique a été réalisée pour des stockages de solides mais également pour des liquides inflammables en extérieur. Cette relation entre la variation de la donnée d'entrée et le flux calculé permet d'estimer l'erreur induite par l'incertitude des entrants dans les études réglementaires.

Abstract

The purpose of this document is to assess the relevance of metamodel approaches in the field of industrial risk. It is built around an example of metamodel generation for the Flumilog tool, a regulatory tool for calculating the thermal effects of fires. The simplicity and short calculation time required to generate a large number of results with this tool meant that it could be applied effectively. This provided an opportunity to highlight the various stages involved in building a metamodel, a tool based on learning, and to compare different learning algorithms: random forest, neural network and nearest neighbours. Although the performance was comparable, the score obtained with a neural network approach was slightly lower than that obtained with the other approaches. However, the results obtained by the various metamodels are satisfactory overall and point to various possible uses for such metamodels in the field of accidental risks.

In addition to building the metamodel, the wealth of test cases built up during the learning phase was used to confirm the physical behaviour of the Flumilog software and identify the relative importance of the various input parameters. This evaluation of the physical behaviour was carried out for the storage of solids, but also for flammable liquids outdoors. This relationship between the variation in the input data and the calculated flow makes it possible to estimate the error induced by the uncertainty of the inputs in the regulatory studies.

Pour citer ce document, utilisez le lien ci-après :

Institut national de l'environnement industriel et des risques, Evaluation de la pertinence des métamodèles pour la modélisation des risques industriels. Application au logiciel Flumilog, Verneuil-en-Halatte : Ineris - 227264 - v1.0, 31/01/2025.

Mots-clés :

Métamodèles, Apprentissage machine, Flumilog

1 Introduction

L'objectif de ce document est d'évaluer la pertinence d'une approche de type métamodèle pour la modélisation des risques industriels. Pour une première évaluation, un méta-modèle à partir de l'outil Flumilog a été construit dans le but :

- d'évaluer la pertinence et les limites des techniques d'intelligence artificielle, fondement de la construction d'un métamodèle, pour la prédiction des effets des phénomènes dangereux ;
- de construire un méta-modèle capable de réaliser des évaluations de distances d'effet de manière instantanée ;
- d'analyser les résultats intermédiaires nécessaires à l'apprentissage du modèle pour identifier les points d'attention particuliers dans les usages de l'outil Flumilog.

Le présent document a principalement pour but de valoriser l'analyse des résultats intermédiaires et ainsi fournir, à l'administration, des éléments sur le fonctionnement du logiciel Flumilog et l'influence de certaines données d'entrée. Une telle analyse peut permettre un gain de temps sur l'analyse des dossiers et l'instruction des études en ciblant, lors de l'instruction, les paramètres essentiels.

Toutefois, avant de présenter cette synthèse relative aux paramètres clés pour la modélisation Flumilog, le chapitre 2 décrit succinctement le modèle Flumilog. L'objectif de ce premier chapitre est de revenir sur la conception de cet outil et son domaine d'application originel. Il donne également des éléments sur les évolutions introduites dans cet outil au cours du temps. Enfin, il présente, de manière synthétique, les principaux éléments des modèles physiques utilisés pour la prédiction des effets thermiques des incendies dans le logiciel Flumilog. Cette description permet de se positionner sur les évolutions paramétriques décrites plus loin dans le rapport.

Le troisième chapitre donne des notions relatives aux techniques d'intelligence artificielle employées et le fonctionnement de ces approches. Le principal but de ce chapitre est de mettre en évidence les possibilités offertes par de telles approches mais surtout les limites associées et la prudence nécessaire lors de l'utilisation de tels méta-modèles.

Enfin, le chapitre 4 présente la synthèse des enseignements tirés lors de la réalisation de ce Jalon par rapport au comportement de l'outil Flumilog et, notamment, l'étude de l'influence des principaux paramètres sur l'évaluation des distances d'effet pour deux applications, un stockage en entrepôt de produits solides et un stockage en extérieur de liquides inflammables.

2 Rappel succinct concernant Flumilog

FLUMilog est un outil de calcul des effets thermiques induits par un incendie d'entrepôt. Cette approche a été développée par un groupe de partenaires comprenant notamment l'INERIS, le CNPP, le CTICM et EFECTIS France. L'objectif principal de cette méthode est de fournir une référence pour déterminer les distances associées aux effets thermiques d'un incendie d'entrepôt, en tenant compte des paramètres caractéristiques prépondérants. Avant FLUMilog, l'évaluation des distances d'effets thermiques reposait sur des outils de calcul simples et sur des essais réalisés majoritairement avec des liquides de type hydrocarbures, ce qui conduisait à des hypothèses divergentes entre les bureaux d'études et à des difficultés dans l'instruction des dossiers.

La méthode FLUMilog se distingue par sa prise en compte de l'évolution temporelle de l'incendie, contrairement aux approches précédentes qui supposaient un incendie instantanément généralisé. La méthode prédit ainsi l'évolution de l'incendie depuis l'inflammation jusqu'à son extinction par épuisement du combustible. Elle prend en compte le rôle joué par la structure et les parois tout au long de l'incendie, notamment leur capacité à limiter la puissance de l'incendie en raison d'un apport d'air réduit et leur rôle d'écran thermique.

La méthode FLUMilog a été initialement conçue pour les incendies de solides combustibles, mais a été étendue aux aérosols et aux liquides inflammables. Elle s'applique aux entrepôts logistiques et autres installations classées. L'application de cette méthode s'inscrit, entre autres, dans le cadre des études de dangers à réaliser pour les installations soumises à autorisation.

2.1 Grandes étapes de la méthode Flumilog

Les grandes étapes de la méthode sont les suivantes :

- acquisition et initialisation des données d'entrée : données géométriques de la cellule, nature des produits entreposés, mode de stockage ;
- détermination des caractéristiques du bâtiment : nature de la structure, comportement au feu des toitures et parois ;
- calcul des caractéristiques des flammes : hauteur moyenne et émittance, en fonction de la propagation de la combustion et de l'ouverture de la toiture ;
- calcul des distances d'effet en fonction du temps : basé sur les caractéristiques des flammes et l'évolution des parois.

La méthode permet également de calculer les flux thermiques associés à l'incendie de plusieurs cellules dans le cas où l'incendie se propagerait au-delà de la cellule où l'incendie a débuté.

La méthode FLUMilog prend en compte différents types de combustibles.

- **Solides combustibles** : la méthode modélise l'évolution de l'incendie en tenant compte de la cinétique de propagation. Les flux thermiques sont calculés à chaque instant en fonction de la progression de l'incendie. La méthode considère la composition des matériaux, leur état de division, leur conditionnement et emballage. Elle prend en compte l'influence de la compacité et de la surface de contact air/combustible. La puissance maximale de feu est influencée par l'aération des combustibles. Pour des palettes décrites par leur composition, la méthode utilise des données expérimentales pour déterminer le ratio entre la puissance théorique et la puissance expérimentale de la palette en fonction de la fraction volumique de combustible et d'incombustible. Il est également possible, notamment pour les entrepôt en blanc, d'utiliser une palette générique représentative de la rubrique visée.
- **Liquides inflammables** : la modélisation des feux de liquides inflammables est simplifiée par rapport aux solides combustibles. Elle ne prend pas en compte la cinétique de propagation de l'incendie. La méthode considère l'épandage de la totalité de la masse de liquide stockée et son inflammation au niveau du sol. La méthode calcule la durée de l'incendie en fonction de la masse de liquide, de la vitesse surfacique de combustion et de la surface en feu. L'outil permet de prendre en compte les caractéristiques des parois.
- **Aérosols** : comme pour les liquides inflammables, la méthode ne prend pas en compte la cinétique de propagation pour les aérosols. L'incendie est supposé atteindre sa pleine puissance et entraîner l'effondrement de la toiture instantanément dès le départ de feu. La structure du calcul est identique à celle des liquides inflammables, l'approche utilisée est celle décrite dans le guide Ineris Ω4¹.

¹ Ineris, « Méthodes pour l'évaluation et la prévention des risques accidentels (DRA-006) - Ω-4 – Modélisation d'un incendie affectant un stockage de générateurs d'aérosols », version 1 du 20/09/02.

Pour les incendies de produits solides, la propagation du feu au sein d'une cellule est modélisée en plusieurs phases.

- **Propagation au sein d'un rack** : propagation verticale, puis horizontale le long du rack reproduisant la forme en V, puis propagation verticale descendante lorsque l'extrémité du rack est atteinte.
- **Propagation entre les racks** : propagation par rayonnement ou par la couche chaude (flashover). La propagation par rayonnement est le mode de transfert de chaleur par défaut. La méthode détermine le flux reçu par les racks voisins en fonction de la surface en feu dans le rack initial. La propagation par couche chaude s'appuie sur le calcul de la température de cette couche de fumée pour représenter le phénomène de flashover.
- **Limitation par l'apport d'oxygène** : la méthode tient compte de la quantité d'oxygène disponible pour limiter la propagation. Si la quantité d'oxygène est insuffisante, la propagation est ralentie.

Pour évaluer les effets sur l'environnement, la méthode utilise les caractéristiques des flammes.

- **Forme des flammes** : la flamme est supposée s'étendre sur toute la largeur de la face considérée si le combustible est présent sur toute cette face.
- **Hauteur des flammes** : calculée via la corrélation de Zuckowski [2] en fonction de la puissance et du diamètre de la nappe, bornée, pour les solides, à 2,5 fois la hauteur de stockage. Pour les liquides inflammables, la hauteur de flamme est obtenue à l'aide de la corrélation de Thomas [3]. La hauteur de flamme est fixée à la hauteur de stockage additionnée de 10 m pour les aérosols [1].
- **Position des flammes** : les flammes sont projetées au niveau de la paroi correspondante, sauf en cas de déport supérieur à la hauteur du bâtiment.
- **Émittance des flammes** : calculée à partir de la puissance dégagée et de la surface des flammes. Pour les liquides inflammables, l'émittance est calculée avec les formulations de Mudan et Croce [4]. Pour les aérosols, elle est fixée à 100 kW/m² [1].

La Figure 1 présente de manière schématique les grandes étapes de la modélisation dans l'outil Flumilog.



Figure 1 : Grandes étapes de modélisation de l'outil Flumilog.

Le calcul des flux thermiques sur les cibles prend ensuite en compte :

- **la transmittivité de l'air**, calculée avec la corrélation de Bagster [5] ;
- **le facteur de forme**, calculé soit par une formule analytique, soit par intégrale double, notamment pour les écrans thermique en considérant une cible élémentaire cubique ;
- **l'influence des parois** : leur comportement au feu, la réduction progressive de leur hauteur, leur rôle d'écran thermique, la méthode tient ainsi compte de leur résistance au feu (critère REI) ;
- **la propagation à plusieurs cellules** : la méthode peut modéliser la propagation d'un incendie d'une cellule à plusieurs cellules adjacentes, elle tient alors compte du déphasage temporel des flux entre les cellules.

2.2 Validations

La méthode FLUMilog a fait l'objet de validations expérimentales à travers des essais à moyenne et grande échelle. Les comparaisons entre les résultats expérimentaux et les calculs montrent que la méthode donne des résultats raisonnablement majorants. La méthode a été construite à partir de connaissances issues des organismes partenaires et sur des résultats d'essais. Les études de sensibilité ont montré que l'influence des différents paramètres est conforme aux attentes et qu'il n'existe pas de discontinuité dans l'évolution des résultats. La Figure 2 présente quelques avantages et inconvénients de la méthode.

La méthode FLUMilog est en constante évolution et des perspectives d'amélioration sont envisagées, comme l'extension à des bâtiments de grande hauteur, la prise en compte des parois des cellules voisines, et la modélisation d'entrepôts avec mezzanines.



Figure 2 : Avantages et inconvénients de la méthode Flumilog.

3 Notion de méta-modélisation

3.1 Notion de méta-modèles

De manière générale, les métamodèles sont construits à partir de résultats de modélisation d'outils numériques en utilisant des algorithmes d'optimisation. Ces métamodèles sont ainsi des modèles simplifiés qui visent à approximer le comportement d'un système complexe de manière plus rapide et moins coûteuse en ressources de calcul. Cette articulation est explicitée sur la Figure 3 qui met en évidence qu'à partir d'un modèle complexe, il est possible de réduire les coûts de modélisation en exploitant des modèles efficaces construits par différentes étapes d'apprentissage à partir de ces outils complexes.

Ces métamodèles, également appelés modèles de substitution ou "surrogate models", sont particulièrement utiles dans les situations où les simulations numériques détaillées sont très coûteuses en temps de calcul. Ils permettent d'approximer la relation entrée-sortie du modèle de simulation original, tout en réduisant considérablement le coût d'évaluation.

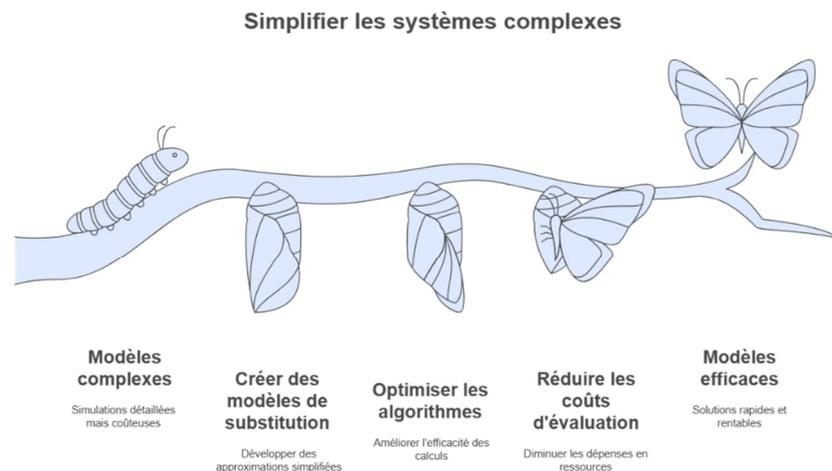


Figure 3 : Représentation schématique de l'intérêt des métamodèles.

Le processus de construction de ces métamodèles implique les étapes suivantes :

1. génération d'un plan d'expérience représentant diverses combinaisons des paramètres d'entrée ;
2. exécution d'un nombre suffisant de simulations numériques basées sur ce plan d'expérience ;
3. construction du métamodèle à partir des résultats obtenus en utilisant des algorithmes d'apprentissage ;
4. validation du métamodèle pour quantifier l'erreur d'apprentissage et vérifier sa validité.

Une fois construit et validé, le métamodèle peut être utilisé comme substitut du modèle numérique original pour diverses tâches telles que l'analyse de sensibilité, l'analyse de fiabilité mais également l'optimisation, phases qui nécessitent généralement un grand nombre d'évaluations.

Il est important de noter que le choix du type de métamodèle et de la méthode de validation dépend fortement de la nature et de l'objectif du problème étudié. Ce choix est crucial car le métamodèle sera utilisé comme substitut du modèle numérique dans les analyses ultérieures, il doit donc être construit sur un domaine de validité cohérent avec l'objectif recherché.

3.2 Application au logiciel Flumilog

Si les temps de simulation nécessaires pour le logiciel Flumilog sont faibles, l'intérêt de disposer d'un métamodèle est multiple :

- cela peut permettre, à terme, la visualisation instantanée des résultats lors de la construction de l'entrepôt dans l'interface Flumilog en exploitant, en temps réel, le métamodèle, ouvrant la possibilité aux optimisations du design ;
- cela peut permettre des représentations de flux difficilement accessibles aujourd'hui comme des coupes verticales pour évaluer les effets dominos en altitude ;
- cela apporte la démonstration de la faisabilité et de la pertinence de ces modèles de substitution pour le calcul des effets dans le domaine des risques industriels ;
- au regard de la simplicité de l'outil Flumilog, cela permet également de tester plusieurs algorithmes d'apprentissage pour construire le métamodèles.

Enfin, une telle approche nécessitant la réalisation d'un grand nombre de simulations avec le logiciel Flumilog en faisant varier différentes grandeurs, cela permet de réaliser une analyse paramétrique sur les résultats obtenus et, le cas échéant, identifier les variables les plus influentes et singularités de la méthode. Ce point sera plus spécifiquement décrit dans le chapitre suivant.

3.3 Méthode d'apprentissage mise en œuvre

Un algorithme d'apprentissage, plus particulièrement pour la création de métamodèles, est construit selon les étapes suivantes, Figure 4.

1. Définition du problème : Identifier clairement l'objectif du métamodèle et les variables d'entrée et de sortie pertinentes.
2. Collecte des données : Rassembler un ensemble de données représentatif du système à modéliser, données obtenues dans le cas présent à partir de simulations numériques mais pouvant provenir d'expérimentations pour d'autres applications.
3. Préparation des données : Nettoyer, normaliser et prétraiter les données pour les rendre exploitables par l'algorithme d'apprentissage.
4. Sélection du modèle : Choisir un algorithme d'apprentissage adapté au problème (ex : forêts aléatoires, réseaux de neurones, ...).
5. Partitionnement des données : Diviser l'ensemble de données en sous-ensembles d'entraînement, de validation et de test.
6. Entraînement du modèle : Utiliser les données d'entraînement pour ajuster les paramètres du modèle.
7. Validation : Évaluer les performances du modèle sur l'ensemble de validation et ajuster les hyperparamètres² si nécessaire.
8. Test : Évaluer les performances finales du modèle sur l'ensemble de test pour estimer sa capacité de généralisation.
9. Optimisation : Affiner le modèle en ajustant ses paramètres ou en utilisant des techniques d'ensemble pour améliorer ses performances.
10. Déploiement : Intégrer le métamodèle dans le processus de conception ou d'analyse pour lequel il a été créé.

Il convient de souligner que, dans le présent cas d'application, il s'agit d'apprentissage dit supervisé, les entrées et sorties du modèle sont connues, à distinguer de l'apprentissage dit non supervisé pour lequel seules les données d'entrée sont connues. Il convient également de préciser qu'un métamodèle est un algorithme de type régression, à partir des données d'entrée, il évalue la valeur d'une sortie. Ces méthodes sont à distinguer des algorithmes de classification qui ont pour but de répartir les données d'entrée en plusieurs catégories, par exemple des images selon qu'elles contiennent ou non certains éléments.

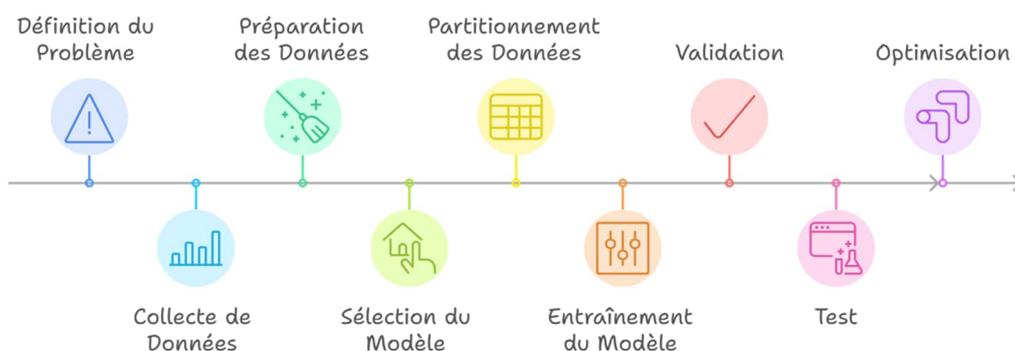


Figure 4 : Etape d'un algorithme de construction d'un métamodèle.

L'application de ces étapes au cas Flumilog est décrite, pour chacune de ces étapes, dans les paragraphes suivants.

² Les paramètres sont des variables internes du modèle qui sont apprises à partir des données d'entraînement. Ils sont ajustés automatiquement pendant le processus d'apprentissage pour minimiser l'erreur entre les prédictions et les résultats réels. Par exemple, dans un réseau neuronal, les poids et les biais sont des paramètres du modèle⁴.

Les hyperparamètres, quant à eux, sont des configurations externes définies avant le début du processus d'apprentissage. Ils contrôlent la structure globale et le comportement du modèle, influençant la façon dont les paramètres sont appris. Les hyperparamètres ne sont pas appris à partir des données, mais sont fixés manuellement par le praticien, le nombre de couches par exemple dans un réseau de neurones.

3.3.1 Définition du problème

L'outil Flumilog permet aujourd'hui de modéliser les conséquences, sous la forme de flux thermiques, d'un incendie. Il permet de simuler de nombreuses configurations, ce qui implique de nombreuses données d'entrée. L'identification de quelques configurations pertinentes est nécessaire pour la réalisation des premiers tests. Cette limitation conduit par ailleurs, de fait, à la limitation du métamodèle à ce domaine d'application.

Pour les tests de faisabilité, objectif de ce jalon, deux configurations ont été considérées :

- les feux de solides en faisant varier :
 - o les dimensions : longueur, largeur et hauteur du bâtiment, les dimensions de stockage étant adaptées aux dimensions du bâtiment,
 - o la puissance dégagée par l'élément combustible unitaire,
 - o la nature des parois et de la toiture (donc, par voie de conséquence, leur durée théorique de tenue au feu) ;
- les feux de nappe de liquides inflammables en extérieur en faisant varier :
 - o la quantité de liquide inflammable présente ;
 - o la nature du liquide ;
 - o les dimensions de la nappe, longueur et largeur.

Les domaines de variation de chacune des grandeurs sont synthétisés dans le Tableau 1.

Paramètre	Valeur minimale	Valeur maximale	Référence	Pas de variation
Feux de solides				
Longueur	Largeur	150 m	110 m	10 m
Largeur	10 m	Longueur	50 m	10 m
Hauteur de stockage	5 m	39 m	13 m	2 m
Puissance palette	450 kW	2 350 kW	1 525 kW (pal. 1510)	100 kW
Résistance toiture	10 min	110 min	30 min	10 min
Résistance paroi	0 min	80 min	30 min ou 120 min	10 min
Parois	Acier	Béton		-
Feux de liquides				
Type de liquide	Ethanol	Hydrocarbure		-
Longueur de nappe	Largeur	110 m		10 m
Largeur de nappe	20 m	Longueur		10 m

Tableau 1 : Domaine de variation des paramètres du modèle pour la construction du métamodèle.

Pour les données de sortie, la puissance de l'incendie et la distance atteinte par un certain niveau de flux sur chaque paroi ont été considérées.

3.3.2 Collecte des données

Dans le cadre de la construction d'un métamodèle, les données utilisées sont des calculs réalisés avec le logiciel dont la métamodélisation est réalisée soit, dans le cas présent, l'outil Flumilog. Ainsi, la construction des données a nécessité la réalisation de plusieurs milliers de simulations Flumilog en faisant varier les paramètres décrits dans le Tableau 1 précédent.

3.3.3 Préparation des données

Aucune préparation spécifique des données n'a été requise dans le cas présent, l'objectif du métamodèle étant de calculer des valeurs existantes en sortie de l'outil. La structure des données de sortie de l'outil Flumilog, sous la forme de différents fichiers, rend aisé leur usage. En fonction de la cible du métamodèle, il convient de lire le fichier correspondant puis, dans le script d'apprentissage, d'utiliser les données souhaitées : puissance, flux en fonction de la distance ou toute autre donnée qui sera le résultat du métamodèle.

3.3.4 Sélection du modèle

L'un des objectifs du présent jalon étant d'évaluer la faisabilité de construction d'un métamodèle et sa pertinence, 3 algorithmes d'apprentissages ont été utilisés :

- réseau de neurones (MLP – multi-Layer Perceptron) ;
- forêt aléatoire ;
- méthode des plus proches voisins (k-NN – k--Nearest Neighbors).

3.3.4.1 Réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles informatiques inspirés du fonctionnement du cerveau humain. Ils sont conçus pour traiter l'information de manière similaire à notre système nerveux, en utilisant des unités de calcul interconnectées appelées "neurones artificiels".

Ces réseaux sont organisés en couches :

- une couche d'entrée qui reçoit les données ;
- une ou plusieurs couches cachées qui traitent l'information ;
- une couche de sortie qui produit le résultat.

Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante, formant ainsi un réseau complexe. A chaque branche est associé un certain poids représentant la dépendance entre les neurones.

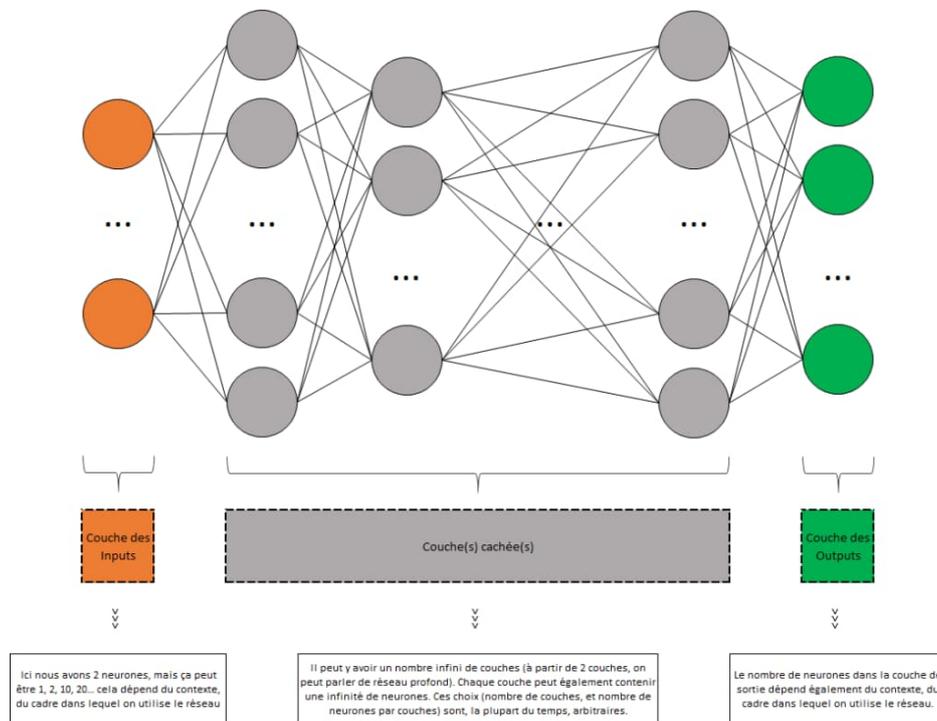


Figure 5 : Représentation schématique d'un réseau de neurones.

L'une des caractéristiques les plus importantes des réseaux de neurones est leur capacité d'apprentissage. Ils peuvent "apprendre" à partir d'exemples, en ajustant progressivement les connexions entre les neurones pour améliorer leurs performances.

Dans le cas de l'application à la construction du métamodèle Flumilog, plusieurs nombres de couches cachées ont été utilisées afin de tester la sensibilité à ce paramètre. Le nombre de variables en entrée est le nombre de paramètres du modèle utilisés pour construire la base d'apprentissage, Tableau 1. Le nombre de sorties correspond au nombre de résultats souhaités en sortie du métamodèle, ce peut être un scalaire, par exemple la puissance maximale atteinte par l'incendie, ou un tableau à 1 dimension, le flux le long de l'axe x, voir un tableau à plusieurs dimensions, la cartographie des flux à une altitude donnée par exemple. Ce choix des entrées et sorties est bien évidemment à réaliser avant la phase d'apprentissage du modèle.

3.3.4.2 Forêt aléatoire

Les forêts aléatoires, ou "Random Forests" en anglais, sont une technique utilisée pour résoudre des problèmes de prédiction, évaluation d'une grandeur à partir des entrées, et de classification, répartition des entrées dans des familles selon certains critères. Cette méthode peut être vue comme une assemblée d'experts qui prennent des décisions de manière organisée.

Une forêt aléatoire fonctionne suivant plusieurs étapes, Figure 6 :

1. création de multiples "arbres de décision" : chaque arbre est comme un expert qui prend des décisions basées sur différentes caractéristiques des données ;
2. diversité des arbres : chaque arbre est construit en utilisant un sous-ensemble aléatoire des données et des caractéristiques disponibles, c'est ce qui rend la forêt "aléatoire" ;
3. prise de décision collective : pour faire une prédiction, tous les arbres "votent" et la décision finale est basée sur le vote majoritaire, pour la classification, ou la moyenne des prédictions, pour la régression, ce qui est le cas dans la présente application à l'outil Flumilog ;
4. robustesse : en combinant de nombreux arbres, la forêt aléatoire est généralement plus précise et plus stable qu'un seul arbre de décision.

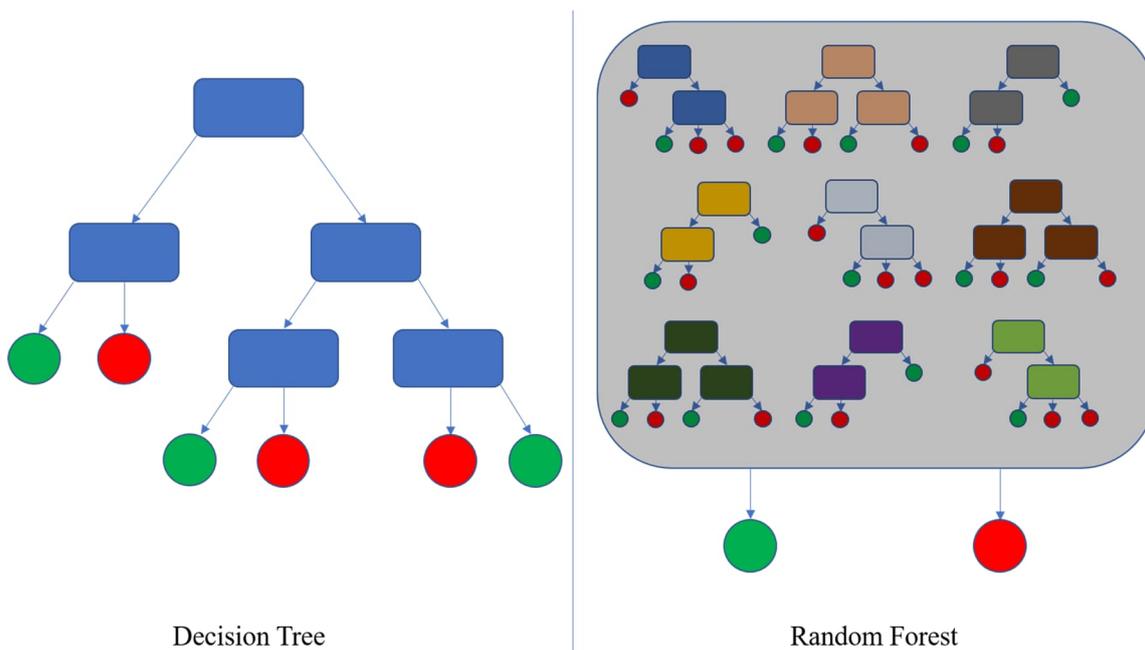


Figure 6 : Représentation schématique d'une approche de type forêt aléatoire.

Les forêts aléatoires sont appréciées pour leur polyvalence et leur efficacité dans divers domaines tels que la finance, la médecine, ou le marketing. Elles peuvent traiter de grandes quantités de données et sont relativement simples à utiliser.

3.3.4.3 Méthode des plus proches voisins

La méthode des plus proches voisins, également connue sous le nom de k-NN (k-Nearest Neighbors), est un algorithme d'apprentissage automatique simple mais puissant. Comme les deux méthodes précédentes, il peut être utilisé pour la classification et la régression. Le principe de base de cette approche est d'assembler ce qui se ressemble. Un tel algorithme classe ainsi un nouvel élément en examinant les éléments similaires déjà connus.

Cette méthode fonctionne de la manière suivante :

- l'algorithme dispose d'un ensemble de données déjà classées, données constituées par le jeu de données d'apprentissage ;
- pour un nouvel élément, l'algorithme calcule sa "distance" par rapport à tous les éléments du jeu de données ;
- l'algorithme identifie ensuite les k éléments les plus proches, ce sont les "voisins" ;
- le nouvel élément est positionné par un vote majoritaire parmi ces k voisins.

Le paramètre k dans cette méthode des k-NN représente le nombre de voisins à considérer pour réaliser le classement d'un nouvel élément. Par exemple, si k=8, l'algorithme regarde les 8 éléments les plus proches pour prendre sa décision, Figure 7.

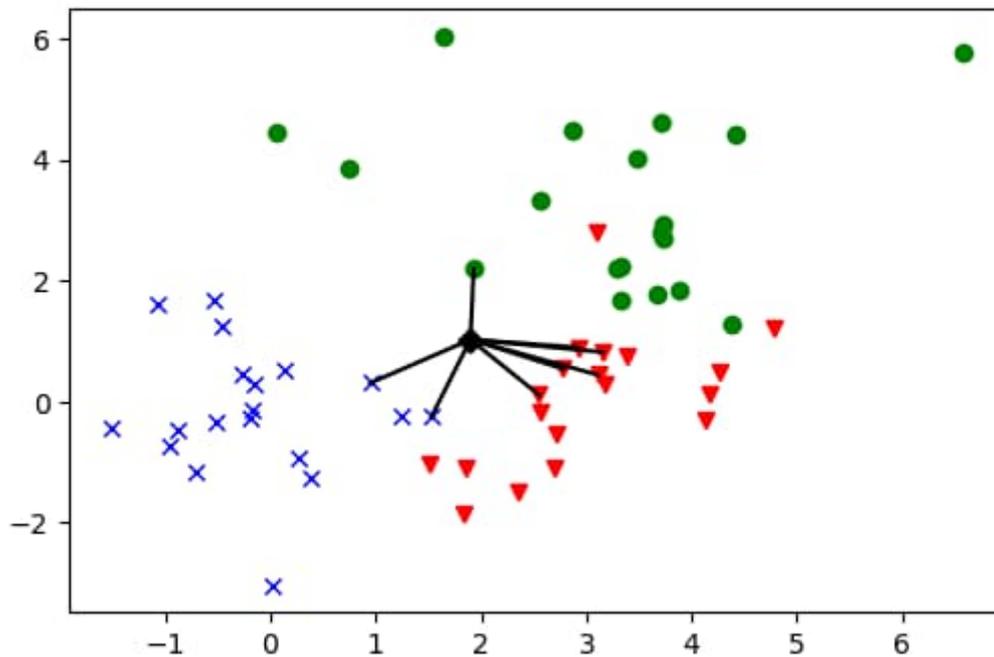


Figure 7 : Illustration de la méthode des k-NN, pour une nouvelle donnée, le point noir, l'algorithme recherche les k plus proches voisins.

Les principaux avantages de cette méthode sont sa simplicité de compréhension et de mise en œuvre, sa capacité d'adaptation à de nouvelles données et son efficacité à traiter des problèmes complexes.

Comme tous les algorithmes d'apprentissage, il dépend beaucoup de la qualité des données utilisées. Cette approche peut également s'avérer lente sur de très grands ensembles de données.

3.3.5 Partitionnement des données

Comme pour tout apprentissage, les données sont divisées, de manière automatique par le script d'apprentissage, en trois séries.

- La première partie des données sert à entraîner le modèle, c'est-à-dire à construire les paramètres d'interpolation de chacune des méthodes.
- puis, avec ces mêmes paramètres, les données de validation, sont utilisées pour améliorer.
- Enfin, les données de test, toujours avec les mêmes paramètres, sont exploiter pour évaluer les performances du modèle, c'est-à-dire sa capacité à prédire les résultats.

3.3.6 Entraînement du modèle

L'étape d'entraînement consiste à évaluer les paramètres du modèle pour minimiser l'erreur sur la prédiction, il peut s'agir, par exemple, du poids relatif de chaque neurone dans le cas d'un réseau de neurones, ou de la forme des arbres pour un algorithme de type forêt aléatoire. Il s'agit d'une étape cruciale pour la qualité du modèle étant entendu que ces paramètres sont calés sur la base des données disponibles, mettant bien en évidence le fait que les prédictions du modèle ne sont valables que dans le domaine défini par ces données.

3.3.7 Validation

L'étape de validation utilise un jeu de données de validation distinct pour :

- ajuster les hyperparamètres du modèle ;
- évaluer les performances du modèle pendant l'entraînement ;
- prévenir le sur-apprentissage (over-fitting) en appliquant des techniques comme l'arrêt anticipé.

Cette étape permet d'optimiser le modèle sans biaiser l'évaluation finale.

3.3.8 Test

L'étape de test utilise un jeu de données indépendant pour évaluer les performances finales du modèle. Ce jeu de données n'a jamais été utilisé lors de l'apprentissage, ce qui permet une évaluation impartiale de sa capacité de généralisation.

3.3.9 Optimisation

A l'issue des résultats de la phase de test, il est possible de modifier les choix de paramètres des algorithmes d'apprentissage, nombre de voisins en méthode k-NN ou nombre de couches cachées pour les réseaux de neurone par exemple. Il convient ensuite de réaliser un nouvel apprentissage, entraînement, validation et test, dans l'objectif d'améliorer les prédictions faites par le modèle.

3.3.10 Déploiement

Le déploiement consiste à générer le métamodèle lui-même, avec les paramètres tel que calculés. Il est ensuite possible de faire appel à ce métamodèle qui utilisera, en argument, le même vecteur de données d'entrée que la structure de données d'entrée utilisée pour l'apprentissage. Il renvoie en sortie la même structure de données que les données de sortie utilisées pour l'apprentissage, la présente application utilisant l'apprentissage supervisé. Cela souligne l'importance de bien identifier la cible du modèle en amont de la phase d'apprentissage.

3.4 Bilan sur les métamodèles obtenus

Comme détaillé dans ce chapitre, 3 méthodes d'apprentissage ont été utilisées, conduisant à 3 métamodèles différents. La sélection du métamodèle final est basée sur la fiabilité des prédictions, Tableau 2. La colonne valeur prédite sur un exemple permet d'illustrer l'écart entre les valeurs prédites par chaque modèle. Ce tableau montre que les différents modèles d'apprentissage obtiennent de très bons scores sur les données traitées.

Modèle	Score	Valeur prédite
Applications aux entrepôts de solides – Prédiction de la puissance [MW]		
k-NN	0,99	5923
Forêt aléatoire	0,99	5946
Réseau de neurones	0,92	6349
Applications aux feux de nappe de liquides inflammables en extérieur – Distance prédite [m]		
k-NN	0,99	32,00
Forêt aléatoire	0,99	32,88
Réseau de neurones	0,99	32,307

Tableau 2 : Comparaison des résultats obtenus sur un jeu de données.

4 Principaux enseignements relatifs à l'outil Flumilog

Si la construction d'un métamodèle pour l'outil Flumilog ouvre de nombreuses perspectives, la construction des données nécessaires à l'entraînement de ce modèle est d'un très grand intérêt également. En effet, et c'est l'objet de ce chapitre, indépendamment du métamodèle lui-même, ces données peuvent être utilisées pour évaluer l'influence relative des différents paramètres. Pour ce faire, les valeurs de la puissance et des flux sur la droite d'équation ($x=0$) sont utilisées pour illustrer l'influence des paramètres de l'outil Flumilog. Cette analyse permet d'estimer l'influence relative de chacun des paramètres. Deux configurations ont été étudiées, le cas d'un stockage en rack de solides tout d'abord, puis un stockage en extérieur de liquide inflammable. A noter que ces deux jeux de données ont été utilisés de manière distincte pour construire deux métamodèles différents, le premier pour les stockages en entrepôt de produits solides, le second pour les feux de nappe à l'air libre.

4.1 Entrepôts matières solides

Configuration cible initiale du projet Flumilog, le stockage en entrepôt de matières solides entreposées dans des racks a servi de premier jeu de données pour la construction du métamodèle. L'analyse des résultats utilisés pour l'apprentissage est présentée dans cette section.

4.1.1 Influence de la surface de l'entrepôt

Le premier paramètre dont l'influence a été évaluée est la surface de l'entrepôt. Afin de ne modifier qu'un seul paramètre, l'augmentation de la surface a été réalisée par augmentation de la longueur. Ce choix permet de conserver la largeur constante, fixée à 50 m, et ne modifie donc pas la disposition des racks qui introduirait un biais via ce second paramètre. Pour tous ces tests, la hauteur de l'entrepôt est fixée à 15 m pour un stockage à 13 m, valeurs représentatives d'un stockage classique. Les palettes stockées pour cette configuration sont des palettes type 1510. La Figure 8 montre l'évolution de la puissance au cours du temps en fonction de la surface de l'entrepôt.

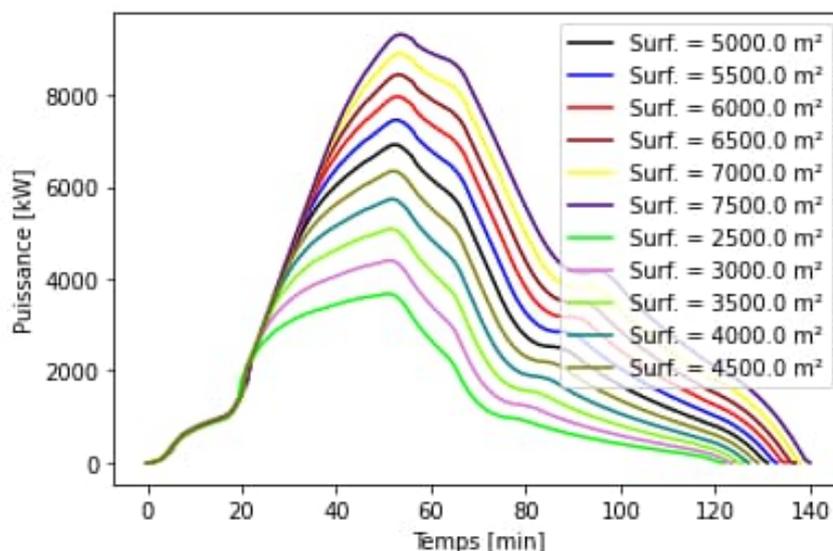


Figure 8 : Evolution de la puissance en fonction de la surface de l'entrepôt (surface augmentée en variant uniquement la longueur de l'entrepôt, largeur = 50 m).

Le premier constat qu'il est possible de tirer de cette figure est l'augmentation de la puissance avec la surface de l'entrepôt, ce qui correspond à ce qui est physiquement attendu. Le second constat est la faible augmentation de la durée de l'incendie, passant de 120 à 140 min quand la surface passe de 2500 m² à 7500 m², soit une longueur d'entrepôt variant de 50 m à 150 m. Cette faible différence s'explique par la prédominance de la propagation horizontale par rapport à la propagation verticale descendante dans un rack. Cette différence de cinétique de propagation est visible sur la courbe de puissance avec l'atteinte d'un plateau de puissance à un instant de plus en plus tardif, ce décalage temporel correspond à la différence de temps pour atteindre l'extrémité du rack. Plus le rack est long, plus il faut de temps pour que la partie haute du rack soit totalement embrasée. Cette durée est ensuite compensée par la phase de descente, pour les racks les plus longs, le bas du rack est atteint plus rapidement ensuite.

Au regard des caractéristiques de l'outil Flumilog, il est attendu que les distances d'effet augmentent avec la puissance. La longueur de l'entrepôt étant le paramètre variable, les flux ont été analysés en face de la largeur, le long de la droite d'équation ($x=0$) ; de ce fait, l'angle de vue n'est pas modifié. Les résultats sont présentés sur la Figure 9.

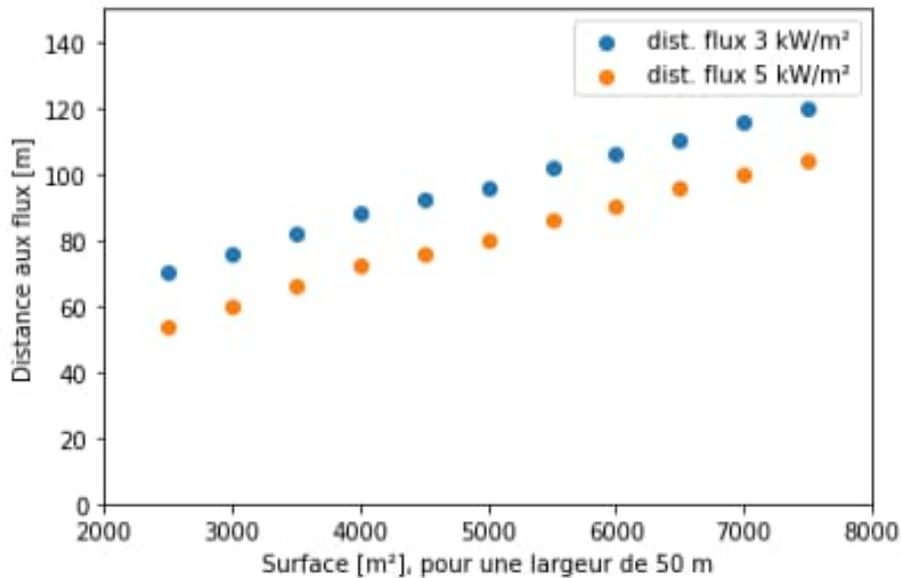


Figure 9 : Evolution de la distance aux effets 3 kW/m² et 5 kW/m² sur l'axe (x=0) en fonction de la surface de l'entrepôt.

Ce résultat confirme la cohérence du modèle par rapport à ce qui peut être attendu par une analyse physique. Il est également intéressant de constater qu'une augmentation de 1 000 m² de la surface de l'entrepôt conduit (en moyenne ?) à une augmentation de 10 m de la distance d'effet.

4.1.2 Influence de la hauteur de stockage

Le second paramètre important pour le calcul des effets thermiques est la hauteur de stockage. Pour mémoire, au-delà de l'augmentation de la quantité stockée qui découle de cette augmentation, la hauteur conditionne directement la hauteur maximale de la flamme, celle-ci étant bornée à 2,5 fois la hauteur de stockage pour les solides. Pour ces tests, les dimensions de la cellule sont fixées à 110 x 50 m². Par ailleurs, il convient de préciser que la hauteur de stockage est fixée à 2 m en deçà de la hauteur sous toiture. Enfin, comme pour le cas précédent, les palettes stockées sont des palettes type 1510. L'évolution de la puissance au cours du temps en fonction de la hauteur du bâtiment, Figure 10.

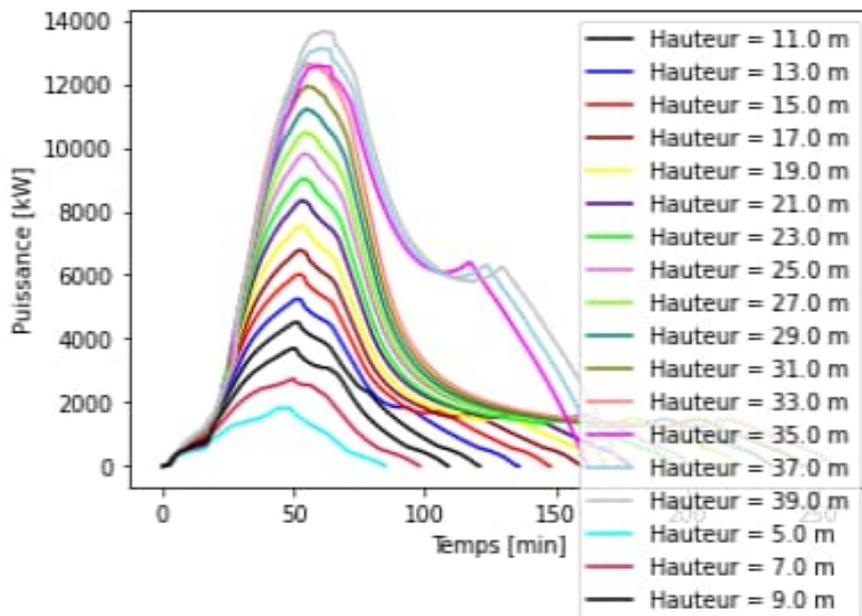


Figure 10 : Evolution de la puissance en fonction de la hauteur.

Comme pour l'évolution de la surface de la cellule présentée dans le paragraphe précédent, de manière logique, la puissance maximale développée par l'incendie augmente avec l'augmentation de la hauteur. En effet, la surface exposée des racks augmentant, cela conduit logiquement à cette augmentation de puissance.

Par ailleurs il convient de souligner que la puissance maximale atteinte ne présente aucune singularité comme cela avait pu être constaté par le passé.

Une autre information importante est que, si la durée de l'incendie augmente avec la hauteur entre 5 et 33 m, pour les hauteurs les plus importantes, à partir de 35 m, cette durée diminue, montrant un changement de régime de la propagation également visible sur la forme des courbes de puissance. Ce comportement singulier est très certainement dû au temps important nécessaire à la descente de l'incendie dans les racks.

Les distances correspondant aux flux de 3 et 5 kW/m² sont présentés sur la Figure 11. La figure met en évidence l'effet de l'augmentation de la hauteur résiduelle de la paroi qui implique un effet de masque plus important et donc une réduction des flux pour les grandes hauteurs de bâtiment.

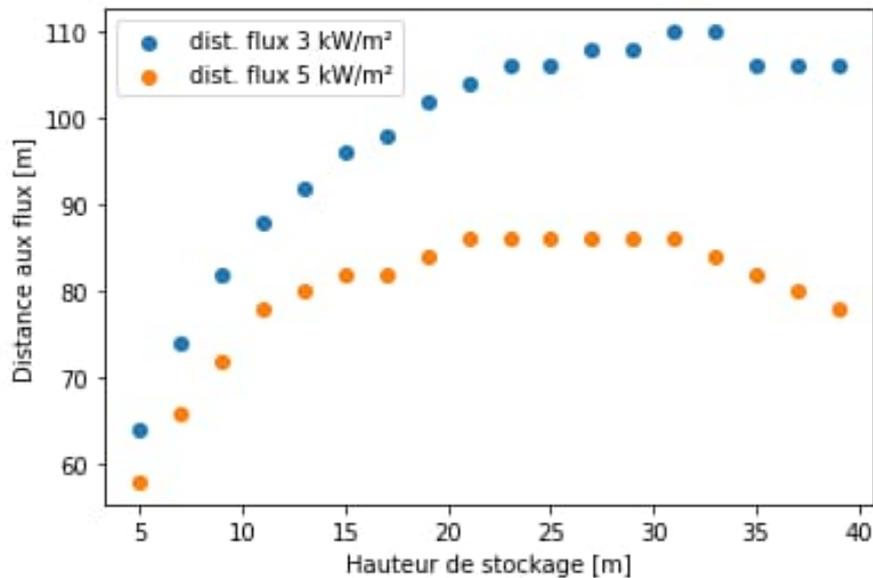


Figure 11 : Evolution de la distance aux effets 3 kW/m² et 5 kW/m² sur l'axe (x=0) en fonction de la hauteur de l'entrepôt.

4.1.3 Influence de la puissance palette unitaire

Un autre paramètre crucial dans le modèle Flumilog est la puissance développée par l'unité élémentaire de stockage, la palette, avec une durée de combustion considérée ici constante et fixée à 40 min. L'influence de la puissance unitaire sur la puissance développée par l'incendie est représentée sur la Figure 12. Au regard du nombre de cas, pour faciliter la lecture, une seconde courbe correspondant à un échantillonnage d'une valeur sur deux a été tracée, Figure 13. Pour ces cas, les dimensions de l'entrepôt sont de 115 x 50 m² pour une hauteur de stockage de 12 m et donc pour un bâtiment de 14 m de hauteur.

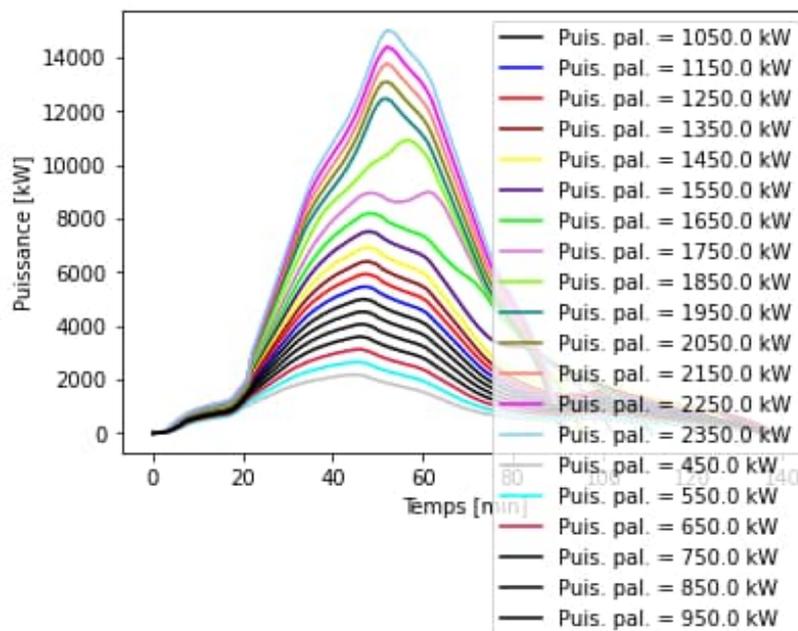


Figure 12 : Evolution de la puissance totale de l'incendie en fonction de la puissance unitaire de la palette.

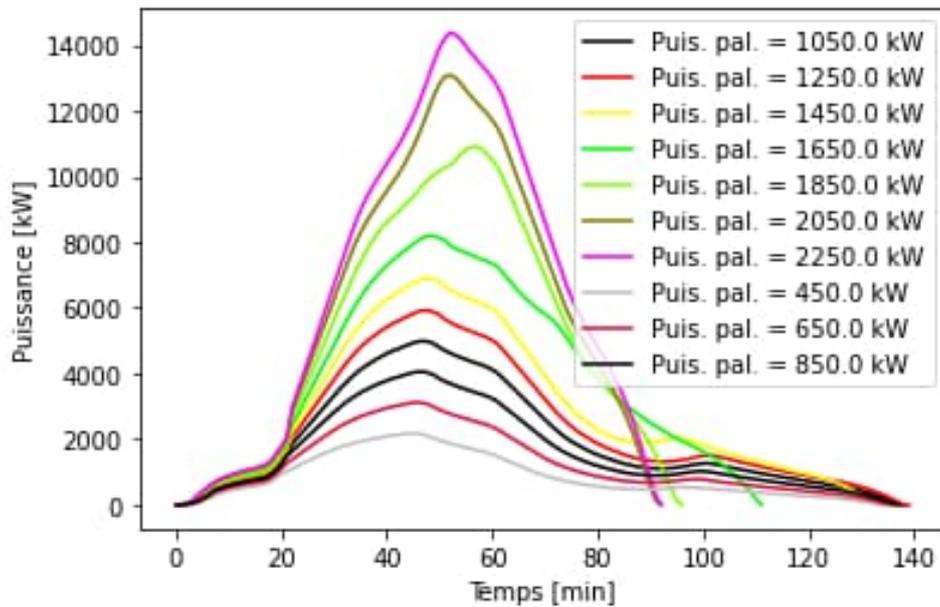


Figure 13 : Evolution de la puissance totale de l'incendie en fonction de la puissance unitaire de la palette avec un échantillonnage de 1 sur 2.

Deux informations émergent de ces courbes. La première, encore une fois de manière tout à fait logique et comme physiquement attendue, est l'augmentation de la puissance totale de l'incendie avec l'augmentation de la puissance palette.

La seconde information est la réduction de la durée de l'incendie avec l'augmentation de la puissance développée par la palette, avec une durée de combustion constante de cette palette. Ce constat est, de nouveau en conformité avec le modèle Flumilog. En effet, la vitesse de propagation horizontale au sein des racks augmente avec la puissance de la palette, conduisant également à une propagation plus rapide de rack en rack du fait de l'augmentation plus rapide de la surface émettrice. Les évolutions des valeurs minimales et maximales sont également en cohérence avec la courbe d'évolution de la vitesse de propagation ; pour mémoire, la vitesse de propagation augmente avec la puissance palette entre 1525 et 2055 kW, la vitesse de propagation est constante en dehors de cet intervalle.

Comme pour les variations précédentes, il est possible de tracer l'évolution de la distance aux flux thermiques de 3 et 5 kW/m², en face de la largeur de l'entrepôt, selon la droite (x=0), en fonction de la puissance unitaire de la palette, Figure 14.

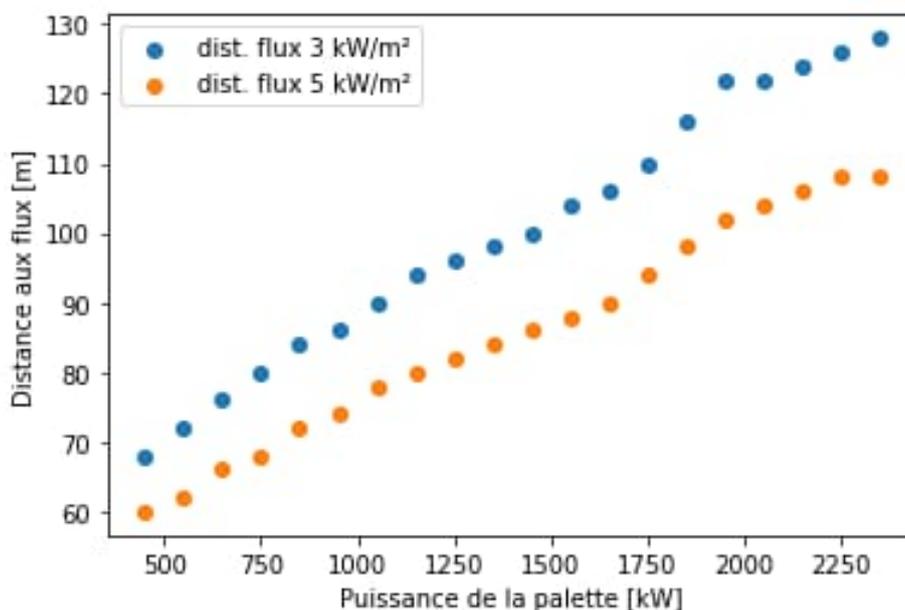


Figure 14 : Evolution de la distance d'effet, en face de la largeur, en fonction de la puissance palette.

De manière logique, la distance correspondant aux effets thermiques augmente avec la puissance unitaire des palettes. Un ordre de grandeur intéressant est l'augmentation des distances d'environ 25 m pour le flux 5 kW/m² et 30 m pour le flux 3 kW/m² pour une augmentation de puissance de 1 000 kW de la palette. Bien évidemment, ces chiffres sont dépendants de la configuration de l'entrepôt mais ils permettent de relativiser, par exemple, l'incertitude sur les mesures de palettes expérimentales. Une erreur de l'ordre de 100 kW sur la valeur mesurée induit une erreur sur les flux thermiques de seulement quelques mètres.

4.1.4 Influence de la durée de résistance de la toiture

Après avoir évalué l'influence des dimensions et du contenu, il est intéressant d'évaluer l'influence du contenant, c'est-à-dire les caractéristiques du bâtiment lui-même sur les conséquences de l'incendie. Pour ce faire, des simulations ont été réalisées, toujours pour le cas de référence de l'incendie d'un bâtiment de 110 x 50 m² et de 14 m de hauteur, pour 12 m de hauteur de stockage, rempli de palettes types 1510. Afin de s'affranchir des limites imposées par le modèle sur des structures de type poutre / panne, la configuration retenue pour évaluer l'influence de la tenue de la toiture est une configuration avec dalle béton, et donc murs REI 120. L'influence de la durée de tenue de la toiture sur la courbe de puissance est représentée sur la Figure 15.

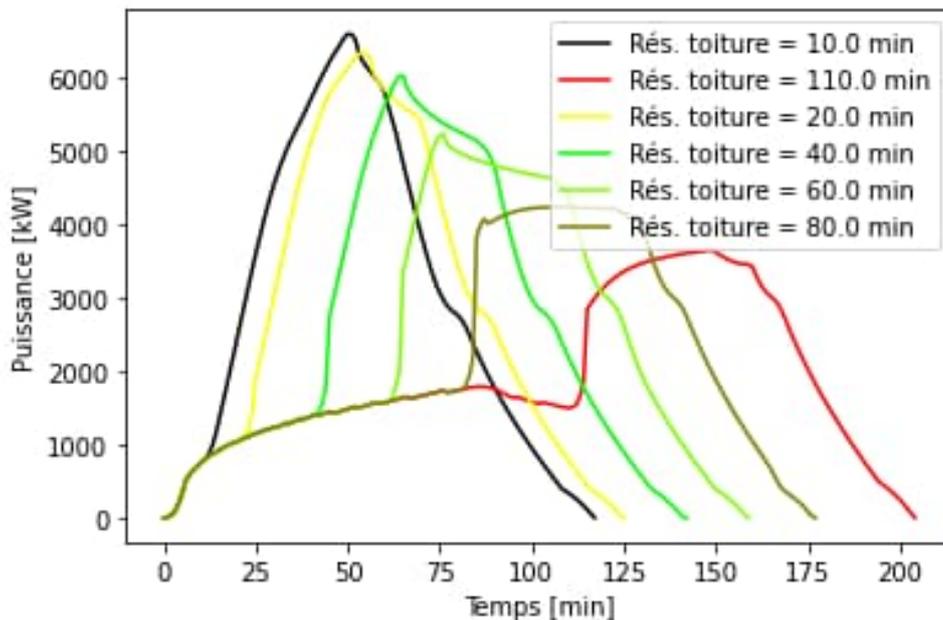


Figure 15 : Influence de la durée de tenue de la toiture sur la puissance développée par l'incendie.

Si cette courbe est en cohérence avec le modèle Flumilog, quelques explications sont toutefois nécessaires pour bien comprendre les phénomènes. Tout d'abord, il convient de souligner que, plus la durée de résistance de la toiture augmente, plus la durée totale de l'incendie augmente. Cette augmentation correspond à la limitation de la propagation avec la quantité d'air introduite dans le bâtiment quand la toiture est présente. Cela conduit à un retard de propagation de l'incendie, retard qui se traduit par une augmentation de la durée de l'incendie. Il est intéressant de constater que la puissance pendant la phase d'incendie pilotée par la ventilation est identique entre toutes les courbes, il s'agit de la partie avec une faible variation temporelle avant la brusque augmentation.

Par ailleurs, à l'ouverture de la toiture, une part moins importante de produit n'a pas été consommée par l'incendie lorsque la résistance de la toiture augmente. De fait, le pic de puissance à l'ouverture de la toiture diminue, ce qui explique que le maximum de puissance atteint diminue quand la résistance de la toiture augmente.

Plus encore que pour les cas précédents, l'analyse des distances d'effet atteintes en fonction de la durée de résistance de la toiture présente un intérêt, Figure 16.

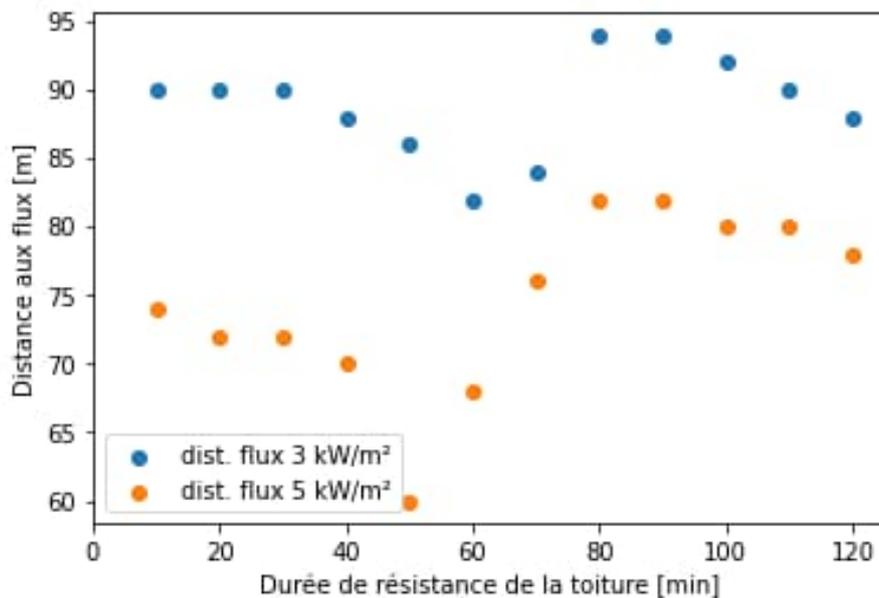


Figure 16 : Evolution de la distance d'effet en fonction de la durée de résistance de la toiture.

Cette courbe met en évidence les deux effets antagonistes de la durée de résistance de la toiture. La réduction de la puissance maximale atteinte tout d'abord, conduisant, de fait, à une réduction des distances d'effet. Toutefois, l'augmentation de la durée de l'incendie conduit à une rupture dans cette courbe. Dès lors que la durée de feu dépasse la durée effective de résistance des parois, les effets augmentent. Au-delà de cette valeur seuil, l'effet de réduction de la puissance prédomine de nouveau. Cette rupture se produit pour une résistance de toiture de l'ordre de 60 min dans la configuration modélisée, soit pour des parois REI 120. Cette analyse met en évidence que la valeur exacte de la durée de tenue de la toiture importe peu si la durée de l'incendie diffère significativement de la durée de résistance des parois. En revanche, une erreur significative dans cette durée peut faire basculer le résultat d'un côté ou l'autre par rapport à la tenue des parois.

4.1.5 Influence de la durée de résistance des parois

Concernant les caractéristiques du bâtiment, le second facteur important est la durée de résistance des parois, toutes choses égales par ailleurs. La configuration modélisée est donc la configuration de référence décrite dans les paragraphes précédents. La résistance de la toiture est fixée à 30 min pour ce cas. L'évolution de la puissance en fonction de la durée de résistance des parois est tracée sur la Figure 17. Cette figure montre l'absence d'influence de la résistance des parois sur la puissance de l'incendie, résultat logique et cohérent avec les hypothèses du modèle.

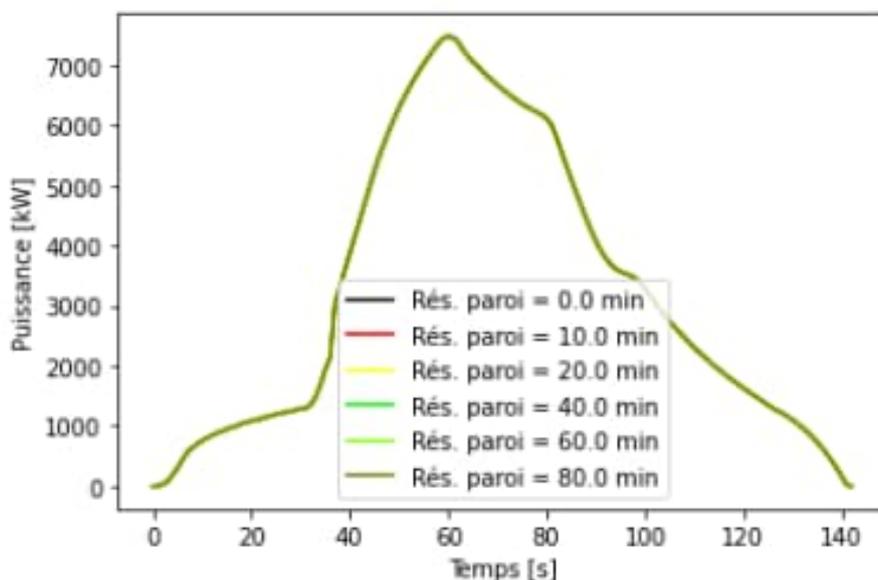


Figure 17 : Evolution de la puissance en fonction de la résistance des parois.

L'évolution des distances d'effet pour cette configuration, Figure 18 est cohérente avec les courbes de puissance mais néanmoins atypique.

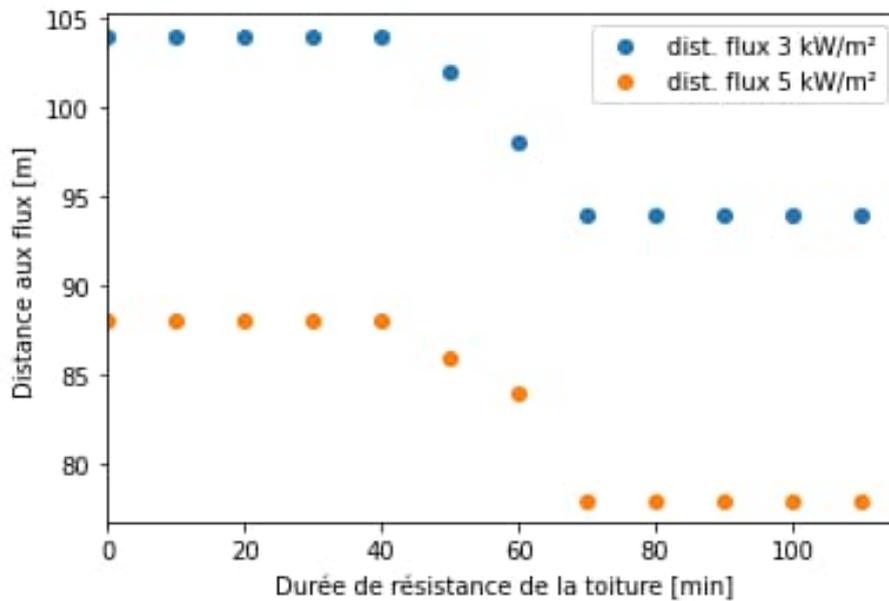


Figure 18 : Evolution des distances d'effet en fonction de la durée de résistance des parois.

Pour bien analyser cette courbe, il convient de noter au préalable que le pic de puissance est atteint, pour cette configuration, 60 min environ après le départ de feu. Ainsi, pour des parois de résistance faible, moins de 40 min, la paroi est à sa hauteur minimale lorsque survient le pic de puissance. Pour une durée plus importante, jusque 70 min environ, il y a compétition entre la variation de la puissance et la hauteur des parois. Plus la durée augmente, plus le pic de puissance atteint lorsque les parois sont à leur minimum de hauteur est faible, conduisant à une baisse des distances d'effet atteintes. Au-delà d'une résistance de 70 min, les flux enveloppes sont atteints pour des parois entièrement présentes. De ce fait, les distances ne varient plus lorsque la résistance des parois augmente.

4.1.6 Influence de la nature des parois

Enfin, concernant la structure du bâtiment, une comparaison a été réalisée en considérant le même bâtiment mais avec des matériaux différents. Comme indiqué sur la Figure 19, la puissance totale est, logiquement, indépendante de la nature des parois.

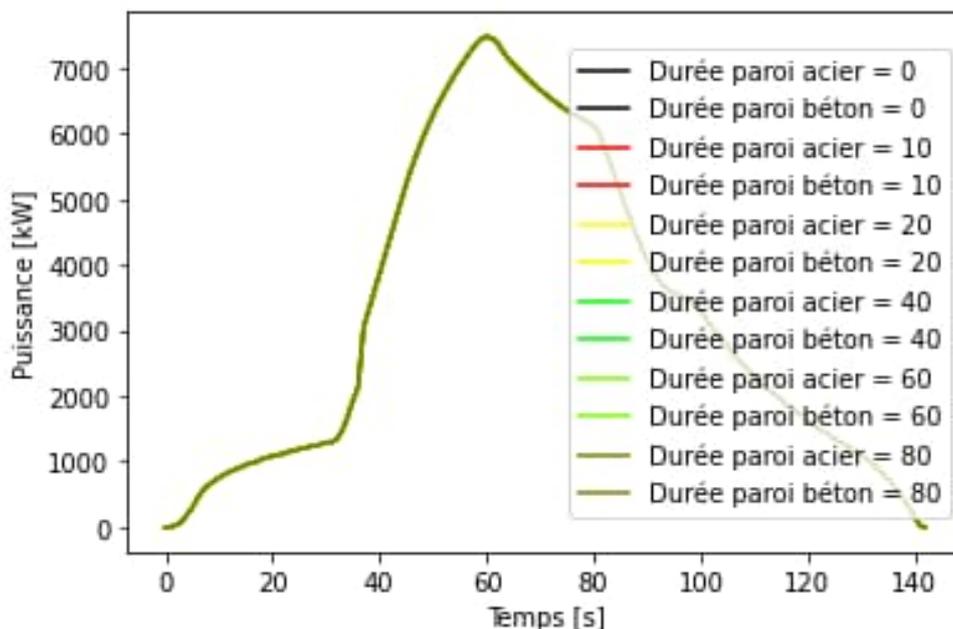


Figure 19 : Evolution de la puissance en fonction de la nature des parois.

Pour des parois chutant avant le pic de puissance, , Figure 20, les distances atteintes pour des parois béton sont plus importantes, la hauteur résiduelle étant en effet réduite pour des parois en béton en comparaison des parois en acier.

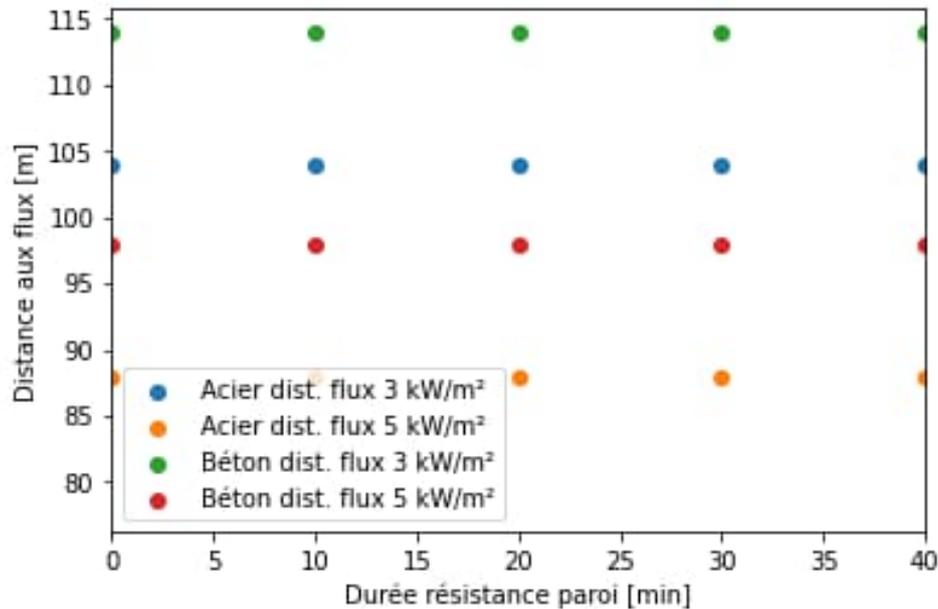


Figure 20 : Evolution des distances d'effet en fonction de la durée de résistance des parois et de leur nature.

4.1.7 Synthèse pour les stockages de produits solides

La première conclusion qui ressort de l'analyse des résultats obtenus pour les stockages de produits solides est la cohérence de l'évolution des résultats avec ce qui pouvait être attendu. Sans constituer une validation de l'outil, cela permet de confirmer son comportement physique. Un point important de ces évolutions est le caractère monotone de l'évolution de la puissance et des distances avec la hauteur de stockage.

Cette analyse a également permis d'évaluer quelques ordres de grandeur de variation des distances en fonction des différents paramètres et notamment une augmentation d'environ 10 m des distances d'effet pour une surface augmentée de 1 000 m² ou encore 30 m d'augmentation de la distance aux effets 3 kW/m² quand la puissance palette augmente de 1 000 kW. Ce dernier point montre une incidence relativement faible sur les distances d'effet de l'incertitude sur la mesure de cette puissance en laboratoire par exemple.

Un autre résultat d'intérêt est la faible influence de la valeur exacte de la tenue de la toiture, un écart de 5 ou 10 min influe très peu sur les distances dès lors que la durée du feu reste loin de la durée de résistance des parois. En revanche, si la durée de feu calculée est proche de la durée de résistance des parois, ce paramètre peut faire évoluer significativement les distances d'effet.

De même, la durée de résistance des parois n'influe sur les résultats que si l'erreur fait basculer le maximum entre la période de présence des parois et la période post-ruine de celle-ci. En conséquence, une erreur de quelques minutes sera sans influence sur les flux. Le caractère prédominant sur les parois est donc la notion de résistance au feu pour des durées de plus de 40 à 60 min selon les configurations.

4.2 Stockage de liquides inflammables

Ce second jeu de données est focalisé sur les stockages à l'air libre de liquides inflammables. Comme pour les stockages en entrepôts de matières solides, le but de l'analyse présentée dans ce chapitre est d'identifier les principaux paramètres d'influence et de proposer une certaine quantification de celle-ci.

4.2.1 Influence de la quantité de liquide inflammable stockée

Le premier paramètre important pour les liquides inflammables est la quantité présente. Pour ces cas, la surface est fixée et imposée à 50 x 60 m². Comme attendu, cette quantité n'influe pas sur la puissance de l'incendie qui reste égale au produit de la surface par la vitesse surfacique de combustion et la chaleur de combustion ; soit bien ici 6600 kW pour une surface de 3000 m², une vitesse surfacique de combustion de 55 g/m²/s et une chaleur de combustion de 40 MJ/kg.

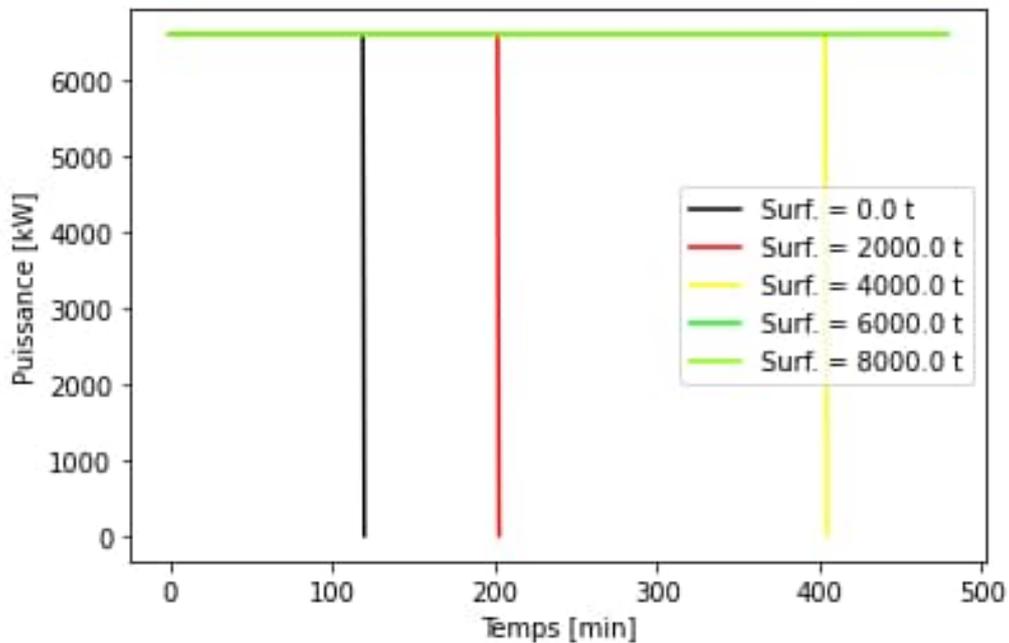


Figure 21 : Puissance développée par l'incendie en fonction de la quantité de liquides inflammables stockée, nappe de 50x60 m².

Il ressort logiquement de cette courbe une durée de feu de 120 min pour une quantité nulle de liquide, pour mémoire, il s'agit ici d'un choix forfaitaire (imposé ?) dans le modèle. Les durées de feu estimées ensuite correspondent bien à la masse divisée par le taux de combustion globale, vitesse de combustion surfacique multipliée par la surface.

Comme cela pouvait être pressenti, les distances d'effet sont inchangées par la quantité de liquide inflammable, Figure 22.

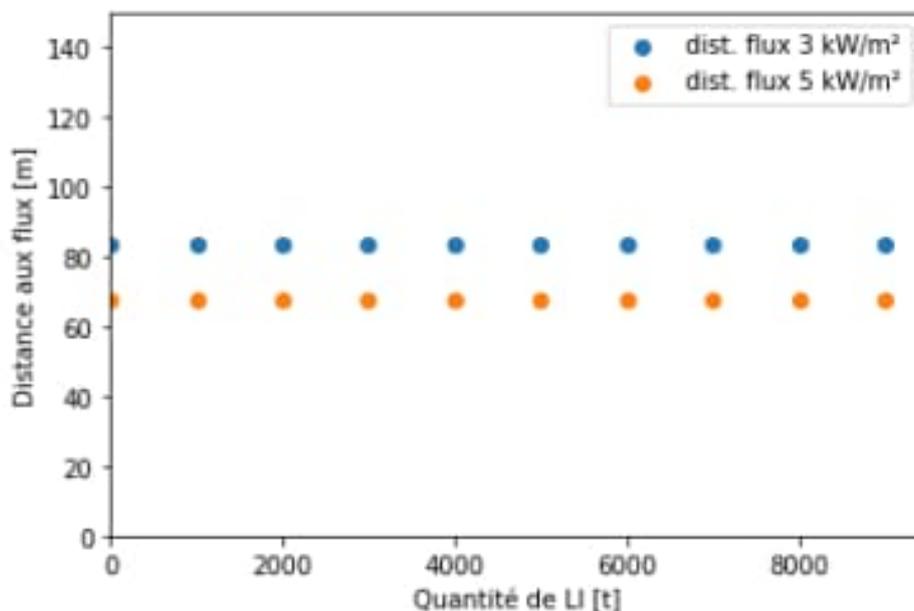


Figure 22 : Distances d'effet en fonction de la quantité de liquide inflammable, nappe de 50 x 60 m².

Une analyse similaire a été réalisée pour une nappe de 110 x 90 m², Figure 23 pour la puissance et Figure 24 pour les flux ; ces résultats confirment l'analyse précédente.

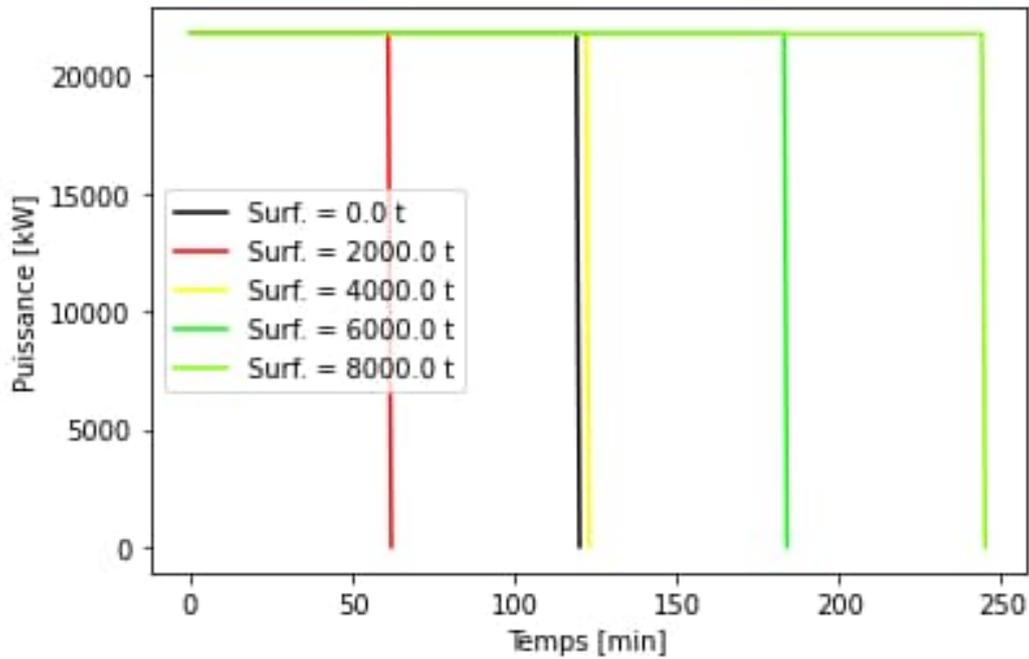


Figure 23 : Evolution de la puissance de l'incendie en fonction de la quantité de liquide inflammable, nappe de 110 x 90 m².

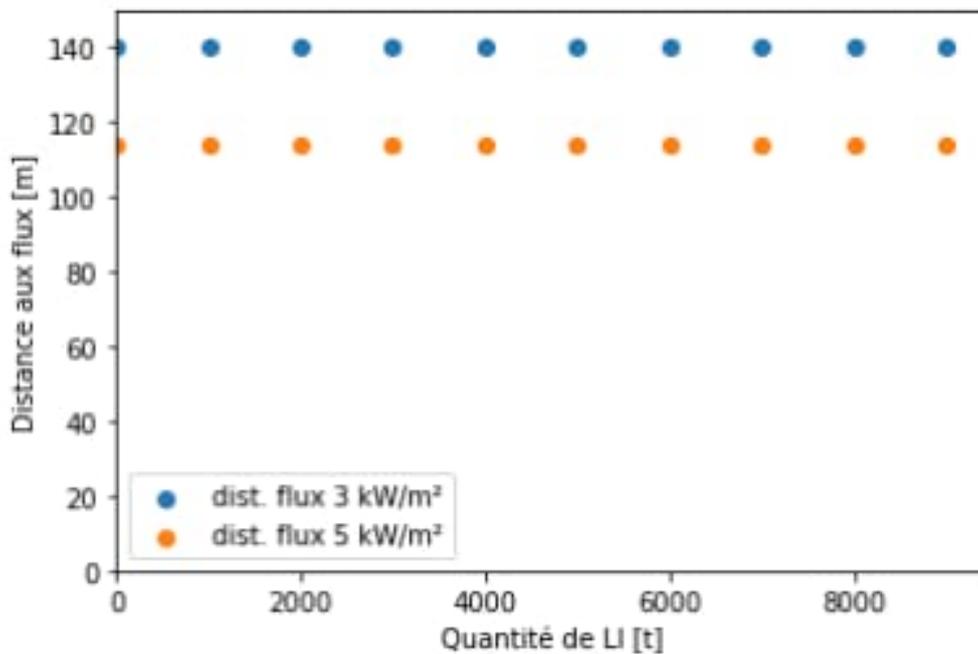


Figure 24 : Distances d'effet en fonction de la quantité de liquide inflammable, nappe de 110 x 90 m².

4.2.2 Influence de la surface

Un second paramètre important pour les feux de liquide en extérieur est la surface de nappe. Pour étudier l'influence de ce paramètre, il a été fait le choix de conserver une longueur constante de 110 m en faisant varier la largeur et avec une masse de liquide constante, fixée à 4 000 t. L'évolution de la puissance en fonction de la surface est représentée sur la Figure 25.

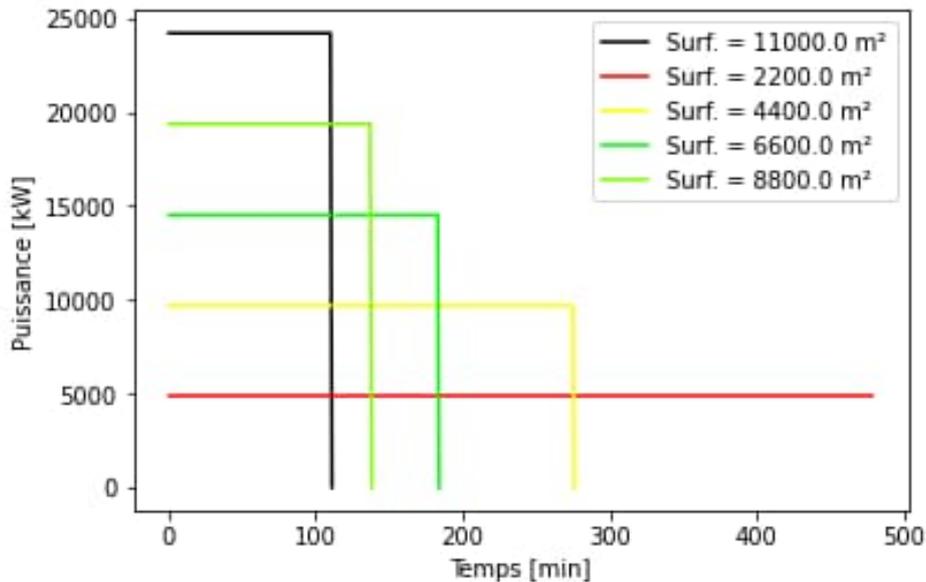


Figure 25 : Evolution de la puissance en fonction de la surface de la nappe.

Comme attendu, la puissance augmente avec la surface et, en conséquence, la durée de l'incendie diminue, le taux de combustion global étant directement proportionnel à la surface en feu.

Comme pour les cas précédents, il est intéressant de considérer l'évolution des distances d'effet en fonction de la surface en feu, Figure 26. Comme attendu, les distances d'effet augmentent avec la surface dans la mesure où la puissance augmente également.

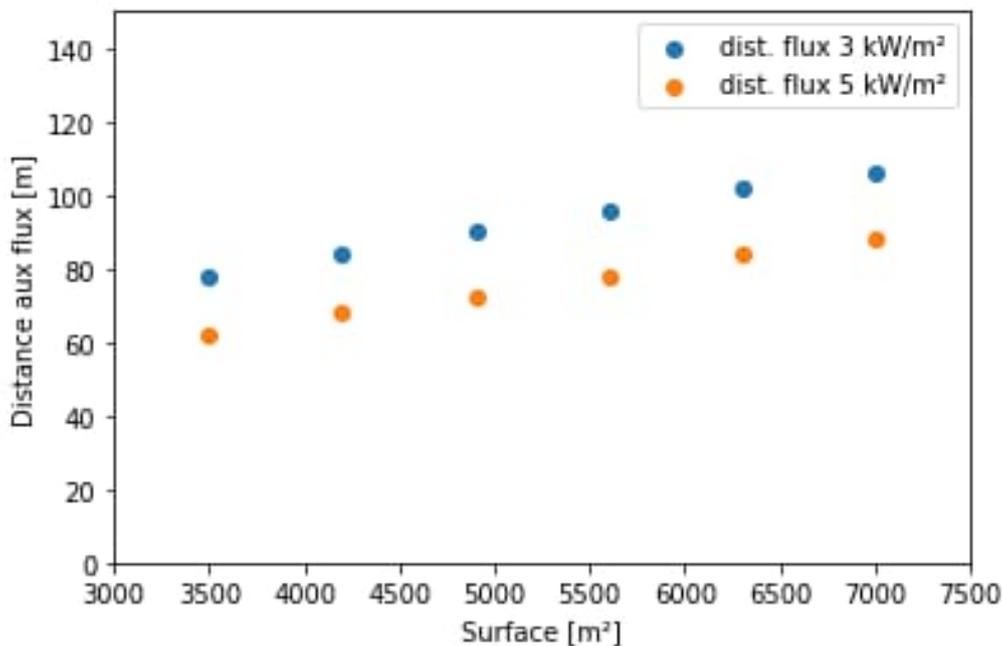


Figure 26 : Evolution de la distance d'effet en fonction de la surface en feu.

4.2.3 Synthèse pour les liquides inflammables

Concernant les liquides inflammables, il ressort tout d'abord de l'analyse réalisée la bonne évaluation des puissances et la correcte influence des paramètres comme la taille et la quantité de produit stockée. Il est également important de souligner que les distances calculées, pour une nappe en extérieur, sont indépendantes de la quantité de liquide. Pour un stockage dans un bâtiment, ce constat serait à pondérer par la durée de résistance des parois en comparaison de la durée de l'incendie.

5 Synthèse et perspectives

Le travail réalisé dans le cadre du jalon 14 du Contrat d'Objectifs et de Performance (COP) de l'Ineris 2021-2025 a permis d'atteindre les trois objectifs identifiés.

Le premier objectif est la démonstration de la faisabilité d'utilisation et l'intérêt des méthodes d'apprentissage de type intelligence artificielle dans le domaine des risques accidentels. Appliquées simplement à l'élaboration d'un métamodèle, ces méthodes permettent la réduction des temps de simulation. Si ces gains de temps sont faibles dans le cas d'application choisie, il peut s'agir d'un intérêt majeur pour d'autres approches de simulations. De plus, bien que négligeable pour une utilisation unitaire de l'outil Flumilog, ce gain de temps ouvre des perspectives d'usage de l'outil aujourd'hui difficilement envisageables comme la prédiction des distances d'effet à différentes altitudes.

Ainsi, l'atteinte du second objectif, à avoir disposer d'un métamodèle pour le logiciel Flumilog, rend instantané des simulations laissant apparaître la possibilité de réaliser des dizaines de calculs à plusieurs altitudes pour construire la cartographie dans un plan vertical ; cartographie indispensable à l'évaluation des effets dominos et difficilement réalisable avec la version actuelle de l'outil. Il peut également être envisagé de déployer le métamodèle pour une évaluation instantanée des distances d'effets en parallèle de la mise en données dans l'interface. Un tel déploiement favoriserait la réduction du risque à la source en adaptant, dès la conception, les caractéristiques du bâtiment et du stockage à son environnement.

Du point de vue des perspectives sur l'utilisation des méthodes d'apprentissage, il convient de souligner que l'application décrite dans le cadre de ce jalon peut être également utilisée pour construire une approche prédictive à partir de données expérimentales, ou des approches couplant simulations et expérimentations. Par ailleurs, l'utilisation de méthodes introduisant des contraintes physiques dans les modèles, notamment les réseaux de neurones informés physiquement (ou PINN – Physical Informed Neural Networks), peuvent devenir, au cours des prochaines années, des outils d'intérêt majeur pour de telles applications.

Le dernier objectif atteint par ce jalon est l'analyse des résultats de l'outil Flumilog utilisés pour l'apprentissage du métamodèle qui permet d'évaluer l'influence relative de ces paramètres sur les distances d'effet. Cette information permet d'appréhender l'erreur induite sur les distances d'effets par les erreurs faites sur les données d'entrée.

6 Références

- [1] Rapport Ineris, rapport $\Omega 4$, Modélisation d'un incendie affectant un stockage de générateurs d'aérosols, 2002.
- [2] Zukoski, Proceedings of the First International Symposium on Fire Safety Science, Fire Safety Science, 1984.
- [3] Thomas, P. The size of flames from natural fires, 9th international symposium on combustion, p844-859, 1963.
- [4] Mudan et Croce, Fire hazards calculations for large open hydrocarbon fires, SFPE Handbook of fire protection engineering, 1986.
- [5] Bagster, D., Thermal hazards in the process industry, Chemical Engineering Progress, pp. 69-75, 1989

