

Centre Universitaire Abdelhafid Boussouf – Mila
Institut des Sciences et de Technologie
Département de Génie Mécanique et Electromécanique



N° Ref :

Projet de Fin d'Etude Préparé en Vue de l'Obtention du
Diplôme de MASTER
Spécialité : Energétique

Conception et optimisation d'un système
solaire à cycle organique de Rankine

Réalisé par :

- Hayour Abd Elkader
- Bakhi Abd Elmoumen

Soutenu devant le jury :

M. BOUBEGHAL Abdelouahab

Président

M. ZERARI Khalil

Examineur

M. AZIZI Mohamed Walid

Promoteur



Dédicace

J'ai toujours nourri le rêve d'exprimer ma profonde reconnaissance à mes parents et à ma famille, pour avoir contribué à faire de moi l'homme que je suis devenu.

Aujourd'hui, cette occasion m'est enfin donnée.

À mes parents, qui m'ont donné la vie, et qui incarnent à mes yeux la fierté, la sagesse et la patience.

À vous, qui êtes ma source d'inspiration, de courage et de force dans les moments de doute.

À vous, qui êtes ma plus grande fierté.

Je vous dois un amour profond et une gratitude sans limites.

Merci pour votre amour inconditionnel, vos sacrifices discrets et votre confiance constante.

Ce travail vous revient autant qu'à moi.



Remerciements

*Au terme de ce travail, nous exprimons avant tout notre profonde gratitude envers Allah, qui nous a accordé la force, le courage et la persévérance nécessaires pour mener à bien nos études et atteindre ce stade de notre parcours. Nous adressons également nos remerciements les plus sincères à nos parents, pour leur soutien constant, leur patience et leurs encouragements tout au long de cette aventure académique. Nos remerciements vont tout particulièrement au **Dr AZIZI Mohamed Walid**, notre encadrant, pour ses conseils avisés, sa disponibilité et ses encouragements précieux. Sa rigueur scientifique, sa bienveillance, ainsi que ses compétences dans le domaine ont grandement contribué à la réussite de ce travail. Réaliser notre projet sous sa direction a été pour nous un réel privilège et une source de grande satisfaction. Nous tenons aussi à remercier l'ensemble des responsables, enseignants et membres du personnel du département de génie mécanique pour les moyens mis à notre disposition, ainsi que pour l'environnement propice à l'apprentissage et à la réalisation de ce projet. Nos remerciements s'adressent également aux membres du jury qui nous font l'honneur d'évaluer notre travail. Enfin, nous exprimons notre reconnaissance à toutes les personnes, de près ou de loin, qui ont contribué directement ou indirectement à la concrétisation de ce projet. À toutes et à tous, un grand merci.*

Nomenclatures

ORC	cycles organiques de Rankine
°C	degré celsius
OTEC	Cycles d'énergie thermique des océans
HPHEX	l'échangeur de chaleur haute pression
IHE	échangeur de chaleur interne
GWel	gigawatts de puissance électrique
kWel	kilowatts de puissance électrique
MWth	Mégawatt thermique
MWe	Mégawatt électrique
HRS	système de récupération de chaleur
T	Temperature
S	Entropie
K	degré kelvin
Q	quantité de chaleur

Sommaire

Introduction générale	1
-----------------------------	---

Chapitre I : Les Cycles Organiques de Rankine

I.1 Introduction	3
I.2 Le cycle de Rankine.....	3
I.3 Le cycle organique de Rankine	4
I.4 Principe de fonctionnement des ORC.....	5
I.5 Fluides organiques.....	6
I.6 Les différents systèmes ORC.....	7
I.6.1 Cycles ORC standards.....	7
I.6.2 Cycles ORC avec un échangeur de chaleur interne.....	8
I.6.3 Cycle ORC « régénératif » (ou avec sous-titrage).....	9
I.7 Application des ORC	10
I.7.1 La biomasse.....	11
I.7.2 Énergie solaire	11
I.7.3 Énergie géothermique	12
I.7.4 Récupération et valorisation des rejets thermiques industriels	13
I.8 Description du système thermodynamique étudié.....	13
I.9 Conclusion	15

Chapitre II : Méthodologie des plans d'expériences

II.1 Introduction.....	15
II.2 La méthodologie des plans d'expérience	16
II.2.1 Historique.....	16
II.2.2 Principe.....	17
II.2.3 Expérimentations.....	18
II.2.4 Modélisation de la réponse.....	19
II.2.5 Intérêt du codage des variables.....	20
II.2.6 Principales composantes de la méthodologie des plans d'expériences.....	21
II.2.7 La Méthodologie des Surfaces de Réponse.....	22
II.3 L'optimisation multicritère	29
II.3.1 introduction.....	29
II.3.2 Méthode de Ch'ng.....	29

Chapitre III : Calculs et simulations

III.1 Introduction	34
III.1.1 Tableau représentant les paramètres	34

III.2 Simulations avec logiciel EES.....	34
III.2.1 Définition de logiciel EES.....	34
III.2.2 Information générale.....	35
III.2.3 Exploration du menu principal.....	37
III.2.4 Fenêtres de EES.....	37
III.3 Simulations.....	41
III.3.1 Introduction	41
III.3.2 Etude des performances du système solaire à cycle organique de Rankine avec le logiciel EES	42
III.3.3 Résultats de simulation.....	45

Chapitre IV : Modélisation et Optimisation

IV.1 Introduction.....	46
IV.2 Les données de départ.....	46
IV.3 Planification la simulation.....	47
IV.4 Interprétation des résultats.....	50
IV.4.1 Sensibilité du rendement (η) en fonction de P_2 , P_5 et η_T	50
IV.4.2 Analyse de régression pour le rendement (η) en fonction de P_2 , P_5 et η_T	52
IV.4.3 Évolution du travail net du cycle en fonction de P_2 , P_5 et η_T	53
IV.4.4 Analyse de régression du travail net du cycle en fonction de P_2 , P_5 et η_T	54
IV.4.5 3D Surfaces de réponses.....	55
IV.5 Optimisation les caractéristiques du cycle ORC	60
IV.6 Conclusions.....	64

Conclusion générale.....	65
---------------------------------	-----------

Références bibliographiques.....	66
---	-----------

Liste des tableaux

Tableau II.1	Calcul des niveaux des facteurs
Tableau II.2	Valeurs de δ fonction du nombre de points au centre du domaine.
Tableau III.1	Données des fluides du système solaire à cycle organique de Rankine
Tableau IV.1	Données des fluides du système solaire à cycle organique de Rankine
Tableau IV.2	Plan composite centrée avec cinq (05) points centré (21 essais)
Tableau IV.3	Variables et niveaux du modèle de conception
Tableau IV.4	Résultats de simulation pour le rendement (η_{th}) et Le le travail net
Tableau IV.5	Analyse de la variance ANOVA pour le rendement
Tableau IV.6	Analyse de la variance ANOVA pour la travail net
Tableau IV.7	Les contraintes du processus d'optimisation
Tableau IV.8	Les solutions optimales
Tableau IV.9	Les intervalles de prévision optimale des réponses (η et W net)

Liste des figures

Figure I.1	Un schéma simple avec les composants du cycle de Rankine
Figure I.2	Schéma d'un cycle ORC
Figure I.3	Schéma de principe du fonctionnement d'un cycle organique de Rankine
Figure I.4	Pentes de détente dans le diagramme entropique
Figure I.5	Schéma du cycle ORC standard
Figure I.6	Diagrammes (T-S) du cycle de Rankine sous-critique et super-critique
Figure I.7	Schéma du cycle ORC avec un échangeur interne (IHE) comme récupérateur
Figure I.8	Schéma d'un cycle ORC à régénération
Figure I.9	Installations ORC dans le monde
Figure I.10	a) Schéma de base du système ORC avec les composants clés b) Diagramme d'entropie spécifique à la température (T-s) d'un système ORC
Figure II.1	La boîte noire du processus
Figure II.2	Plan de régression pour deux variables
Figure II.3	Surface de Réponse
Figure II.4	Plan composite centré pour 3 facteurs
Figure III.1	Fenêtre des Informations général
Figure III.2	Les commandes de EES
Figure III.3	Interface du logiciel EES
Figure III.4	Façade de la fenêtre de solution
Figure III.5	Interface de La fenêtre Tableaux
Figure III.6	Fenêtre de la table paramétrique
Figure III.7	Interface de la fenêtre de mise en forme d'équations
Figure III.8	Fenêtre Résiduelle
Figure III.9	Fenêtre 'Lookup Table'
Figure III.10	Schéma de turbine à gaz
Figure III.12	Programme du cycle Brayton avec régénération
Figure III.12	Résultats de simulation sur EES
Figure IV.1	Schéma de système solaire à cycle organique de Rankine
Figure IV.2	Probabilités normales des résidus du le rendement thermique (η)
Figure IV.3	Corrélation des valeurs mesurés et estimés du le rendement (η)
Figure IV.4	Probabilités normales des résidus du travail net du cycle (W_{net})
Figure IV.5	Corrélation des valeurs mesurés et estimés du travail net du cycle (W_{net})
Figure IV.6	Effet de la pression sortie de la turbine et le rendement de la turbine sur le rendement
Figure IV.7	Effet de la pression d'entrée de la pompe et le rendement de la turbine sur le rendement
Figure IV.8	Effet de la pression sortie de la turbine et le rendement de la turbine sur du travail net du cycle
Figure IV.9	Effet de la pression d'entrée de la pompe et le rendement de la turbine sur le travail net du cycle
Figure IV.10	Diagramme d'optimisation de réponses multiples du rendement thermique et du travail net du cycle

Résumé

Ce travail consiste à faire une analyse thermodynamique des performances d'un système solaire à cycle organique de Rankine (ORC). La procédure d'optimisation des paramètres de conception est réalisée par la méthodologie de surface de réponse (RSM). Des simulations numériques thermodynamiques sont réalisées par le code EES pour différents paramètres.

L'objectif de ce travail est d'une part à la modélisation et le développement des équations de prédictions les performances du cycle organique de Rankine (ORC) étudiée, le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net}) en fonction les caractéristiques du cycle ORC, sont la pression sortie de la turbine (P_2), la pression d'entrée de la pompe (P_5), le rendement de la turbine (η_T) en utilisant le plan composite centrée. D'autre part, on s'intéresse à l'optimisation multiple réponses afin de trouver les valeurs optimales des caractéristiques d'un système solaire à cycle ORC par rapport aux objectifs.

Mots clés : Système solaire, ORC, rendement, Simulation, modélisation, optimisation

Abstract

This work involves conducting a thermodynamic analysis of the performance of an organic Rankine cycle (ORC) solar system. The design parameter optimization procedure is performed using the response surface methodology (RSM). Thermodynamic numerical simulations are performed using the EES code for various parameters.

The objective of this work is, firstly, to model and develop prediction equations for the performance of the organic Rankine cycle (ORC) studied, the efficiency (η) and the work of the cycle (W_{net}) based on the ORC cycle characteristics, namely the turbine outlet pressure (P_2), the pump inlet pressure (P_5), and the turbine efficiency (η_T) using the centered composite design. Secondly, we are interested in multiple response optimization to find the optimal values for the characteristics of an ORC solar system relative to the objectives.

Keywords: Solar system, ORC, efficiency, simulation, modeling, optimization

ملخص

يحتوي هذا العمل من إجراء تحليل ترموديناميكي لأداء النظام الشمسي لدورة رانكين العضوية يتم (RSM). يتم إجراء عملية تحسين معلمات التصميم من خلال منهجية سطح الاستجابة (ORC). لمعلومات مختلفة EES إجراء المحاكاة الرقمية الديناميكية الحرارية بواسطة كود (ORC) يهدف هذا العمل من جهة إلى نمذجة وتطوير معادلات التنبؤ بأداء دورة رانكين العضوية ، وهي ضغط ORC وفقاً لخصائص دورة (Wnet) والعمل الصافي للدورة (η) المدروسة، والكفاءة باستخدام المستوى (ηT) ، وكفاءة التوربين (P5) ، وضغط مدخل المضخة (P2) مخرج التوربين المركب المركزي. من ناحية أخرى، نحن مهتمون بتحسين الاستجابة المتعددة من أجل العثور على القيم.. فيما يتعلق بالأهداف ORC المثلى لخصائص نظام الطاقة الشمسية لدورة

الكلمات المفتاحية الكفاءة، المحاكاة، النمذجة، التحسين، ORC: النظام الشمسي،

Introduction générale

Les systèmes solaires à cycle organique de Rankine (ORC) constituent une solution innovante pour la production d'électricité à partir d'énergie solaire thermique. Contrairement aux centrales traditionnelles utilisant la vapeur d'eau, ces systèmes emploient un fluide organique à bas point d'ébullition, permettant une conversion efficace de la chaleur à moyenne et basse température. Cette caractéristique les rend particulièrement adaptés au couplage avec des capteurs solaires thermiques ou des concentrateurs solaires de puissance modérée. Le principe de fonctionnement repose sur un cycle thermodynamique fermé : le fluide organique, vaporisé par la chaleur solaire, entraîne une turbine connectée à un générateur électrique avant d'être condensé pour un nouveau cycle.

Les avantages principaux de cette technologie incluent son rendement intéressant dans des conditions de faible température, sa modularité permettant des installations décentralisées, et sa possibilité d'intégrer d'autres sources thermiques. Bien que le coût d'investissement reste un défi, les ORC solaires présentent un potentiel significatif pour la transition énergétique, notamment dans les régions ensoleillées où ils peuvent compléter avantageusement les solutions photovoltaïques classiques. Actuellement l'apparition de la simulation numérique et la disponibilité d'ordinateurs toujours plus puissants, facilitent grandement le calcul et l'optimisation des conditions idéales de fonctionnement des systèmes solaires à cycle organique de Rankine, mais, malgré tout, elles restent aujourd'hui encore un défi pour les chercheurs dont le but est d'améliorer leur performance, afin de satisfaire les spécifications du marché industriel de plus en plus exigeantes.

Ces constatations nous ont conduits à développer des travaux de recherche ayant pour objectifs :

- La simulation thermodynamique sur logiciel EES cycle organique de Rankine (ORC) proposer, ce cycle se compose de set processus principaux : détente réelle dans la turbine, dissipation thermique isobare dans le condenseur, condensation isobare, compression réelle dans la pompe, apport thermique isobare, Evaporation isobare et apport thermique isobare, dans le but de faire une analyse thermodynamique des performances d'un système solaire à cycle organique de Rankine (ORC).
- La modélisation mathématique pour l'optimisation des performances du systèmes solaires à cycle organique de Rankine (ORC), le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net}) en

fonction les caractéristiques cycle organique de Rankine (ORC), sont la pression sortie de la turbine (P_2), la pression d'entrée de la pompe (P_5), le rendement de la turbine (η_T) en utilisant la Méthodologie des Surfaces de Réponses (MSR).

Ainsi, ce mémoire s'articule autour de quatre chapitres :

Le premier chapitre présente les notions fondamentales sur les cycles organique de Rankine (ORC), leur fonctionnement, les fluides organiques, les différents systèmes ORC, ainsi que leurs applications, nous allons par la suite explorer une description d'un système thermodynamique étudié dans des cycles organiques de Rankine.

Le second chapitre s'intéressera à l'aspect Mathématique reste encore notre préoccupation durant ce chapitre. Nous présentons ici la Méthodologie des Plans d'Expériences (MPE) qui est un outil d'analyse privilégié pour les ingénieurs du fait qu'on réalise d'abord un minimum d'expériences afin d'obtenir les facteurs influents des performances du cycle organique de Rankine (ORC) étudiée, le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net}) en fonction les caractéristiques du cycle ORC et par la suite la modélisation de surface des réponses.

Dans **le troisième chapitre** nous avons présenté La simulation sur un cycles organique de Rankine (ORC) en utilisant le code EES tels que la pression sortie de la turbine ($600 \leq P_2 \leq 736 \text{ kPa}$), la pression d'entrée de la pompe ($1650 \leq P_5 \leq 1750 \text{ kPa}$) et le rendement de la turbine ($70 \leq \eta_T \leq 90\%$). Cette étude théorique suivi d'une simulation d'un système solaire à cycle organique de Rankine (ORC), afin de déterminer les indicateurs de performances du cycle organique de Rankine (ORC) étudié.

Le quatrième chapitre présente l'étude et l'analyse statistique de la variance (ANOVA) des résultats de simulation afin de développer les modèles mathématiques des facteurs de réponse (le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net})) en fonction les caractéristiques de du cycle organique de Rankine (ORC), la pression sortie de la turbine (P_2), la pression d'entrée de la pompe (P_5) et le rendement de la turbine (η_T) en utilisant la méthodologie des surfaces de réponse (MSR).

Enfin, nous terminons notre travail par une conclusion générale.

Chapitre I : Les Cycles Organiques de Rankine

I.1 Introduction

Les cycles organiques de Rankine (ORC) sont des cycles de production de puissance mécanique à partir de chaleur constituent une technologie permettant de convertir de la chaleur en énergie mécanique, généralement dans le but de produire de l'électricité. Ils reprennent le principe du cycle à vapeur traditionnel, mais utilisent à la place un fluide organique – souvent un hydrocarbure ou un fluide réfrigérant – dont les propriétés thermodynamiques sont mieux adaptées aux températures basses ou modérées. Ce type de cycle est particulièrement avantageux lorsque la source de chaleur disponible ne dépasse pas certaines températures, comme c'est le cas pour la géothermie, la biomasse, la chaleur fatale industrielle ou encore l'énergie solaire thermique à basse température. Par ailleurs, pour des puissances installées relativement faibles, les cycles organiques deviennent plus rentables et plus simples à mettre en œuvre que les systèmes à vapeur classiques. Dans ce chapitre, nous allons explorer les généralités sur les cycles organiques de Rankine, leur fonctionnement, les fluides organiques, les différents systèmes ORC, ainsi que leurs applications, nous allons par la suite explorer une description d'un système thermodynamique étudié dans des cycles organiques de Rankine.

I.2 Le cycle de Rankine

Le cycle de Rankine, nommé en l'honneur du physicien écossais William Rankine, est un cycle thermodynamique largement utilisé pour convertir de l'énergie thermique en énergie électrique, en passant par une étape mécanique. Ce processus repose sur l'utilisation de l'eau comme fluide de travail, qui subit une série de transformations thermodynamiques modifiant son état physique, ainsi que sa température et sa pression. Le cycle commence par l'évaporation de l'eau sous haute pression à l'aide de la chaleur extraite d'une source thermique. Cette étape permet d'absorber l'énergie thermique disponible et de produire de la vapeur à haute température, représentant le point énergétique le plus élevé du cycle. La vapeur ainsi obtenue est ensuite dirigée vers une turbine, où elle se détend jusqu'à une pression plus basse. Cette détente produit de l'énergie mécanique, qui est ensuite convertie en électricité à l'aide d'un alternateur. Après avoir cédé une partie de son énergie, la vapeur résiduelle est condensée en eau liquide. Cette condensation est généralement assurée à l'aide d'une source froide peu coûteuse, comme l'eau d'un fleuve ou d'une rivière. Enfin, une pompe entre en jeu pour remettre l'eau sous pression, permettant ainsi sa recirculation dans le système et la reprise d'un nouveau cycle.

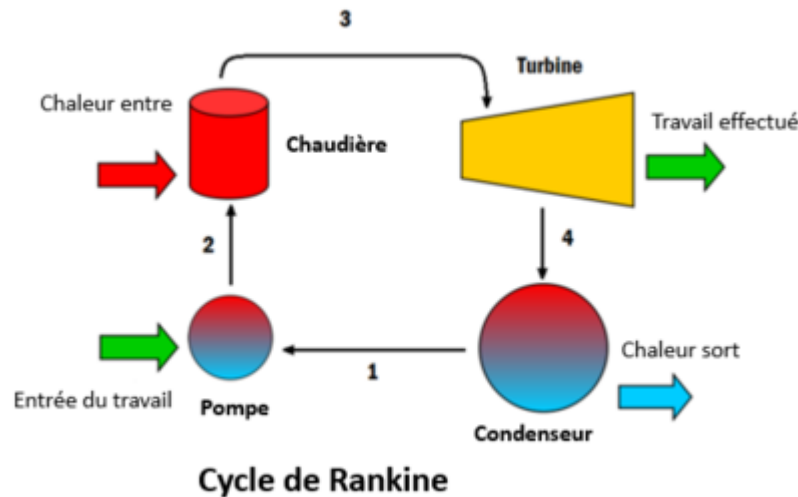


Figure I.1 : Un schéma simple avec les composants du cycle de Rankine. [1]

I.3 Le cycle organique de Rankine

Le cycle de Rankine organique, connu en anglais sous le nom «Organic Rankine Cycle» (ORC), se différencie du cycle de Rankine classique principalement par l'utilisation d'un fluide de travail organique, c'est-à-dire un fluide possédant une structure moléculaire à base de carbone, souvent dérivé d'hydrocarbures. Cette particularité permet à l'ORC de fonctionner efficacement avec des sources de chaleur à basse température. Cette technologie innovante permet de convertir la chaleur à faible potentiel énergétique en électricité, ce qui la rend particulièrement adaptée à la valorisation des énergies renouvelables telles que l'énergie solaire, la géothermie ou encore la biomasse. Par ailleurs, l'ORC constitue une solution pertinente pour améliorer l'efficacité énergétique des installations industrielles, en récupérant la chaleur perdue — aussi appelée chaleur fatale — afin de la transformer en électricité utile. Les systèmes ORC trouvent des applications variées dans le domaine de la production électrique, notamment dans les cas suivants : Exploitation de ressources géothermiques avec des températures comprises entre 90 °C et 200 °C ; Optimisation du rendement de systèmes énergétiques conventionnels ; Refroidissement de l'eau géothermique avant son utilisation dans des réseaux de chaleur ; Production d'électricité en période estivale lorsque les besoins en chauffage sont faibles ; Alimentation en électricité de zones isolées ou dépourvues de réseau électrique ; Valorisation de rejets thermiques disponibles dans des procédés industriels.

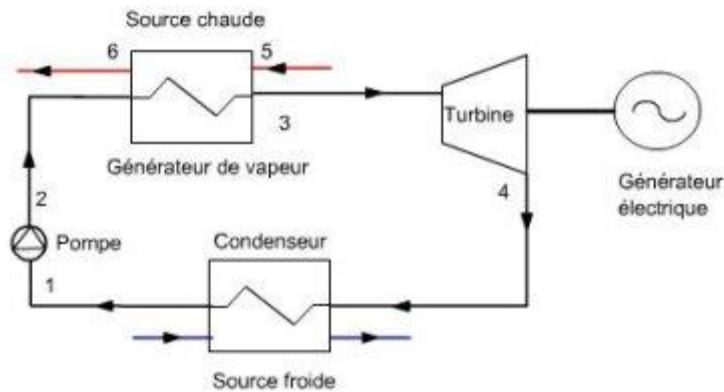


Figure I.2 : Schéma d'un cycle ORC.

I.4 Principe de fonctionnement des ORC

Le cycle ORC (Organic Rankine Cycle) repose sur les mêmes fondements thermodynamiques que le cycle de Rankine traditionnel utilisé dans les centrales à vapeur. Cependant, la principale différence réside dans le fluide de travail : au lieu de la vapeur d'eau, le cycle ORC utilise un fluide organique présentant une température d'ébullition plus basse. Cette particularité le rend particulièrement adapté à la valorisation de sources de chaleur à basse ou moyenne température, généralement inférieures à 300 °C, que les cycles conventionnels exploitent difficilement. Le fluide organique circule en boucle fermée et traverse plusieurs étapes. Dans un premier temps, il est pressurisé par une pompe, puis chauffé progressivement jusqu'à sa vaporisation grâce à une source de chaleur externe (comme la géothermie, la biomasse, ou la chaleur fatale issue de procédés industriels). La vapeur produite est ensuite détendue dans une turbine, générant une énergie mécanique convertie en électricité par un alternateur. À la sortie de la turbine, le fluide conserve une certaine quantité d'énergie thermique. Une partie de cette énergie peut être récupérée pour préchauffer le fluide en amont de la vaporisation, améliorant ainsi le rendement global du cycle. Le fluide est ensuite condensé pour retrouver son état liquide initial avant d'être à nouveau pompé, fermant ainsi le cycle. En élevant la température de condensation, il est également possible de valoriser l'énergie thermique résiduelle pour alimenter d'autres usages, notamment dans des applications de cogénération. L'un des principaux avantages du cycle ORC est sa capacité à récupérer efficacement des chaleurs à basse température, ce qui en fait une solution pertinente pour améliorer la performance énergétique de nombreux systèmes tout en réduisant leur impact environnemental.

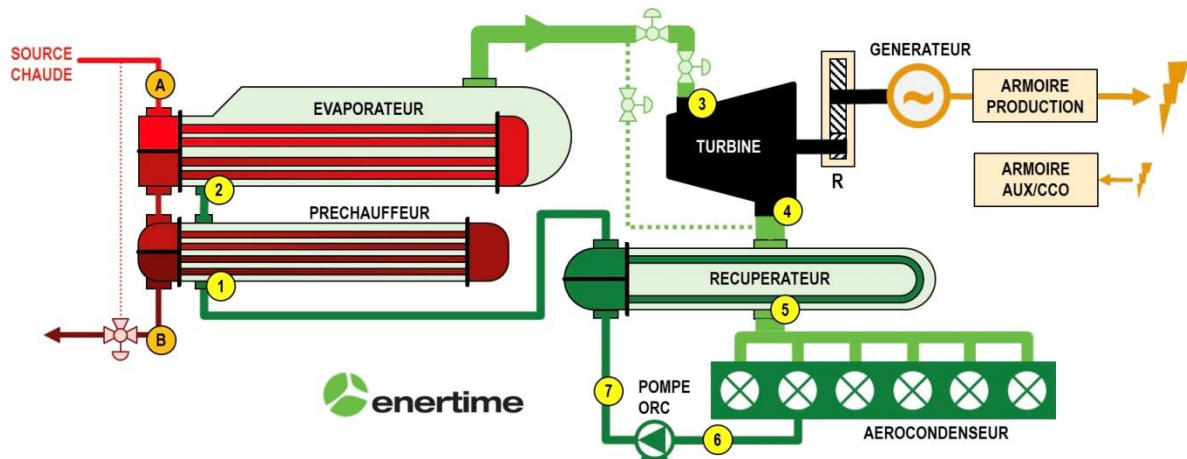


Figure I.3 : Schéma de principe du fonctionnement d'un cycle organique de Rankine. [2]

I.5 Fluides organiques

les cycles ORC sont utilisés avec des sources chaudes de températures très différentes, de 100 à 350 °C environ. Au-dessus de 350 °C, les cycles à vapeur d'eau sont généralement les plus performants, et en dessous de 100 °C, sauf cas exceptionnels comme les cycles OTEC ou les étangs solaires, le rendement du cycle est si faible que la conversion en énergie mécanique de la puissance thermique de la source chaude ne se justifie pas économiquement. Cette large gamme de températures a une incidence directe sur la sélection des fluides thermodynamiques, mais ce n'est pas le seul critère, loin de là. Pour une analyse plus poussée de la question, référez-vous à la page du portail qui traite de ce sujet.

Pour les cycles ORC, on a coutume de distinguer trois types de fluides : les fluides secs, les fluides isentropiques et les fluides humides.

Cette distinction se fait par la valeur de la pente δ de la détente dans le diagramme entropique, définie par $\delta = dS/dT$ sur la courbe de saturation vapeur.

- Si $\delta > 0$, le fluide est dit « sec » ;
- Si $\delta = 0$, le fluide est dit « isentropique » ;
- Si $\delta < 0$, le fluide est dit « humide ».

Concrètement, la courbe de saturation vapeur des fluides « secs » possède une pente positive ; celle des fluides « isentropiques » une pente infinie et les fluides « humides » ont une pente négative. Cela se traduit par les trois formes des courbes de saturation représentées dans la figure ci-dessous (fluide sec à gauche, isentropique au milieu, et humide à droite).

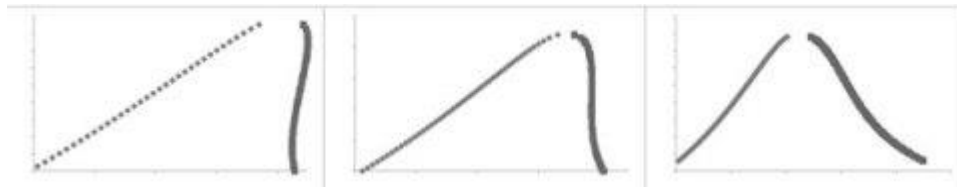


Figure I.4: Pentes de détente dans le diagramme entropique.

Pour les cycles ORC, on préfère généralement des fluides « isentropiques » ou « secs ». Remarquons toutefois qu'un fluide du type « sec » n'est pas forcément le fluide parfait, car il peut rester fortement surchauffé après détente. On doit alors envisager d'utiliser un régénérateur pour récupérer cette puissance thermique en désurchauffant le fluide jusqu'à la saturation, mais cela peut présenter des difficultés technologiques et induire des surcoûts. [3]

I.6 Les différents systèmes ORC

Les systèmes ORC (Organic Rankine Cycle) sont des systèmes de production d'énergie qui utilisent un fluide organique (différent de l'eau) comme fluide de travail. Ils sont particulièrement adaptés à la valorisation de chaleur fatale ou de sources de chaleur à basse ou moyenne température (de 70 à 400 °C). Voici les principaux types de systèmes ORC :

I.6.1 Cycles ORC standards

Dans un cycle ORC standard (Figure I.5), dans un premier temps, le fluide de travail qui se trouve à l'état du liquide saturé (ou légèrement sous-refroidi) à la pression de condensation est porté à la haute pression grâce à la pompe, cette pression est inférieure (ORC sous-critique) ou supérieure (ORC supercritique) à sa pression critique. Ensuite, le fluide de travail est chauffé, puis vaporisé (cycle sous-critique) dans l'échangeur de chaleur à haute pression (HPHEX) grâce à la chaleur du fluide qui constitue la source de chaleur du cycle. La chaleur qu'il transporte peut être par exemple une chaleur fatale correspondant aux rejets thermiques d'un processus industriel ou à des gaz d'échappement d'un moteur à combustion interne.

Dans le cas du cycle ORC supercritique, l'étape d'évaporation avec le changement de phase présente dans le cas sous-critique disparaît.

A la sortie de l'échangeur de chaleur à haute pression, le fluide de travail libère son énergie dans les aubes de la turbine pendant l'étape de détente. Finalement, le fluide cyclé à la pression basse est refroidi et condensé voire légèrement sous-refroidi en rejetant son énergie à un puits froid avant d'être renvoyé vers l'échangeur de chaleur à haute pression pour compléter la boucle. [4]

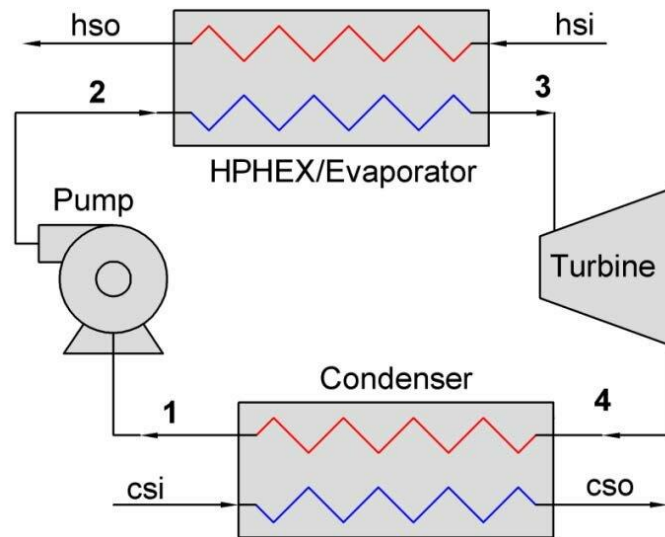


Figure I.5 : Schéma du cycle ORC standard. [5]

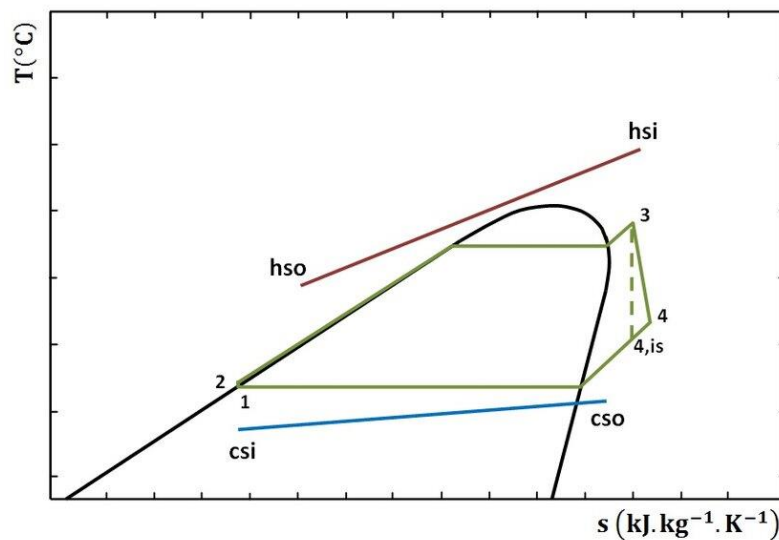


Figure I.6 : Diagrammes (T-S) du cycle de Rankine sous-critique et super-critique. [6]

I.6.2 Cycles ORC avec un échangeur de chaleur interne

Dans les cycles ORC mettant en œuvre des fluides de travail de type séchant, la vapeur en sortie de turbine est typiquement en régime de surchauffe. Afin d'améliorer le rendement global du système, une fraction de l'énergie thermique de cette vapeur est récupérée au moyen d'un échangeur de chaleur interne, qui permet de préchauffer le liquide provenant de la pompe avant son entrée dans l'évaporateur.

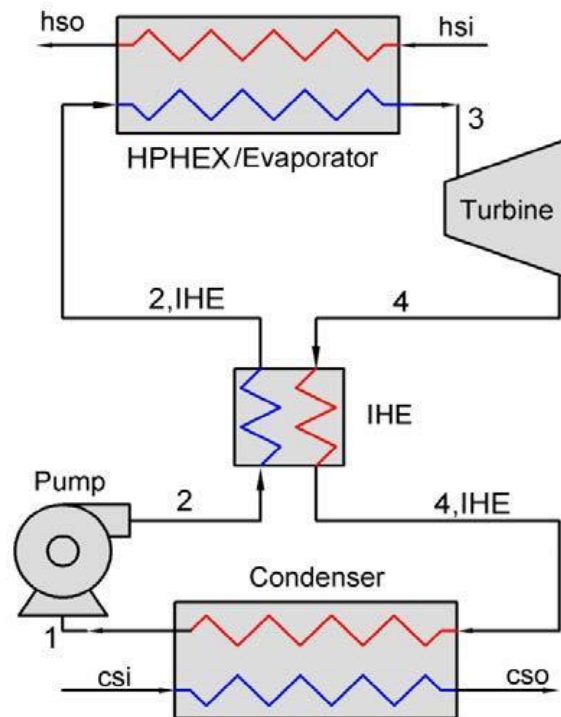


Figure I.7 : Schéma du cycle ORC avec un échangeur interne (IHE) comme récupérateur. [7]

I.6.3 Cycle ORC « régénératif » (ou avec sous-tirage)

Une stratégie pertinente pour améliorer les performances thermodynamiques du cycle ORC consiste à intégrer un cycle à sous-tirage, également appelé cycle régénératif (Figure I.8). Ce principe repose sur l'extraction d'une fraction de la vapeur au cours de son expansion dans la turbine, en vue de préchauffer le fluide de travail liquide avant son entrée dans l'échangeur de chaleur principal. Contrairement au chauffage direct par la source thermique externe, le préchauffage par la vapeur soutirée présente l'avantage d'être réalisé avec une source dont la température est relativement proche de celle du liquide à chauffer. Cette correspondance de températures réduit l'écart thermique entre les deux fluides, limitant ainsi la génération d'entropie lors de l'échange de chaleur.

En conséquence, le processus de transfert thermique devient plus réversible, ce qui se traduit par une diminution des pertes d'exergie au sein du système. Sur le plan global, cette réduction des irréversibilités permet d'améliorer le rendement exergétique du cycle, contribuant à une utilisation plus efficace de l'énergie disponible. La mise en œuvre d'un cycle régénératif s'inscrit donc dans une démarche d'optimisation énergétique, visant à renforcer la compétitivité et la durabilité des installations exploitant le cycle ORC, notamment dans le cadre de la valorisation de sources de chaleur de basse ou moyenne température.

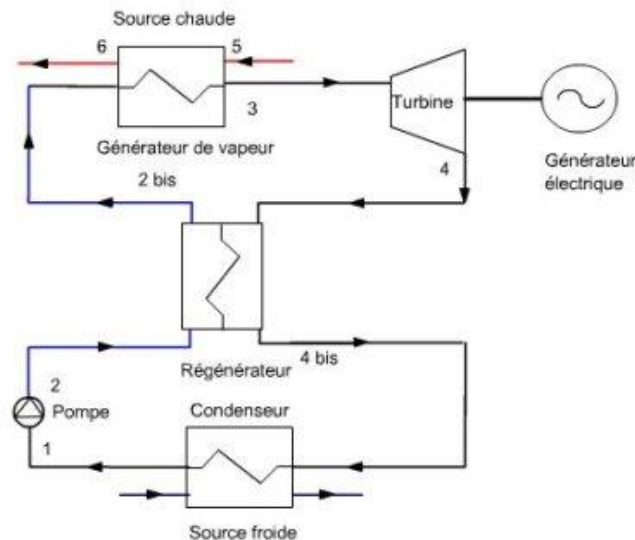


Figure I.8 : Schéma d'un cycle ORC à régénération. [8]

I.7 Application des ORC

Les cycles ORC se déclinent en quatre grandes catégories d'applications, qui concentrent la majorité des projets réalisés, tant en puissance installée qu'en nombre d'unités en service :

- les centrales utilisant l'énergie géothermique ;
- les unités fonctionnant à la biomasse ;
- les systèmes de valorisation des rejets thermiques industriels ;
- les centrales solaires à concentration.

La puissance totale estimée générée par les systèmes ORC est d'environ 1,3 GW_{el} [1]-[4]. Les applications géothermiques produisent la majeure partie de l'électricité, suivies par la biomasse et la récupération de chaleur. Le pourcentage d'unités solaires thermiques et de centrales thermiques isolées¹ est négligeable (voir figure 1.9 (à gauche)). Le regroupement de toutes les centrales ORC par plages de température et de puissance révèle très peu de centrales dans la plage de puissance comprise entre 1 et 100 kW_{el} (voir figure 1.9 (à droite)). À des températures inférieures à 250 °C, aucune application n'a été identifiée. Cela peut s'expliquer par le faible rendement thermique à ces températures et par le coût d'investissement spécifique élevé des unités de faible puissance, ce qui compromet la faisabilité économique. Il sera intéressant de quantifier le potentiel thermique dans cette zone. Si le potentiel thermique à basse température et à faible puissance est élevé, cela pourrait justifier la promotion des systèmes ORC à petite échelle par des incitations spéciales. [9]

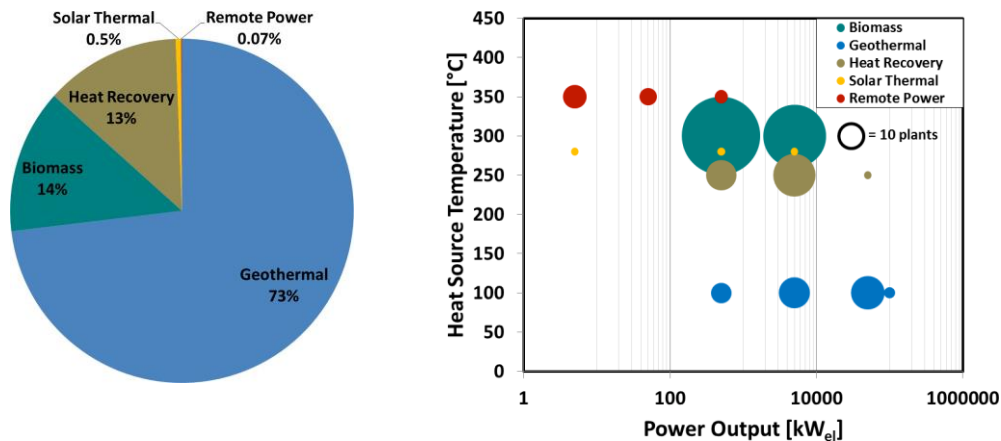


Figure I.9 : Installations ORC dans le monde. [9]

I.7.1 La biomasse

La biomasse est l'une des sources de chaleur les plus couramment utilisées pour alimenter les cycles ORC (Organic Rankine Cycle), en particulier en termes de nombre d'installations. Lorsque la biomasse est brûlée, elle génère une chaleur qui chauffe une huile thermique, passant d'une température initiale de 150°C à environ 320°C. Cette huile thermique chaude est ensuite utilisée pour transférer sa chaleur à un fluide organique dans le système ORC, ce qui permet d'évaporer ce fluide à une température avoisinant les 300°C. Une fois évaporé, le fluide passe par plusieurs étapes, notamment la détente et la condensation, pour revenir à une température d'environ 90°C.

Pour maximiser l'exploitation de l'énergie produite, de nombreuses centrales biomasse combinent la production d'électricité et de chaleur. Par exemple, l'eau utilisée pour condenser le fluide organique peut être récupérée et réutilisée dans des réseaux de chauffage urbain, contribuant ainsi à une valorisation thermique supplémentaire. Cependant, dans la plupart des installations de ce type, la capacité de récupération d'énergie thermique est généralement limitée à une plage de 6 à 10 MW_{th}, ce qui permet de générer entre 1 et 2 MWe d'électricité. Cette approche intégrée permet d'optimiser l'efficacité énergétique tout en réduisant l'empreinte carbone, un avantage majeur des centrales biomasse modernes.

I.7.2 Énergie solaire

L'énergie solaire concentrée repose sur une technologie innovante qui permet de capter le rayonnement solaire à l'aide d'un collecteur spécialisé. Ce rayonnement est ensuite concentré et transmis à un fluide thermique, chauffé à des températures élevées. La chaleur

ainsi générée est convertie en électricité au travers d'un cycle thermodynamique. En ce qui concerne les centrales solaires ORC, deux configurations distinctes émergent en fonction de la température maximale du fluide utilisé. Les centrales opérant à température moyenne (supérieure à 250 °C) offrent un rendement de conversion élevé, mais nécessitent l'utilisation de moteurs et de collecteurs coûteux. En revanche, celles à basse température (inférieure à 150 °C) présentent des rendements plus modestes, tout en étant équipées de composants plus abordables.

I.7.3 Energie géothermique

L'énergie géothermique désigne la chaleur générée à partir de l'intérieur de la Terre. C'est une source d'énergie propre, durable et renouvelable, qui peut être exploitée pour diverses applications. En raison de la nature inépuisable de la chaleur terrestre à l'échelle humaine, elle est classée parmi les ressources renouvelables. En effet, la chaleur qui provient du noyau terrestre est pratiquement illimitée.

Un système géothermique repose sur trois éléments principaux : la chaleur, la perméabilité des roches et la présence d'eau. Cette chaleur, qui provient du centre de la Terre, peut parfois se manifester à la surface sous forme de lave volcanique, mais elle reste généralement confinée sous la croûte terrestre, chauffant ainsi les roches et l'eau avoisinantes. L'eau chaude ou la vapeur d'eau peut être emprisonnée dans des formations rocheuses perméables, situées sous une couche de roche imperméable, formant ainsi un réservoir géothermique.

L'exploitation de l'énergie géothermique peut être utilisée à des fins très variées, comme la production d'électricité, ou encore le chauffage direct pour des applications commerciales, industrielles et résidentielles. À l'heure actuelle, plusieurs types de centrales géothermiques existent, notamment :

- Les centrales à vapeur d'eau à mono-condensation (single-flash steam power plants)
- Les centrales à vapeur d'eau à double-condensation (double-flash steam power plants)
- Les centrales à vapeur d'eau sèche
- Les centrales à cycle binaire

Les systèmes géothermiques de conversion d'énergie les plus avancés incluent des configurations hybrides, telles que les systèmes combinant la mono- et la double-condensation, ainsi que les systèmes hybrides intégrant des centrales à condensation et des

centrales à cycle binaire. Ces technologies permettent d'optimiser l'efficacité de la production d'énergie à partir de la chaleur terrestre.

I.7.4 Récupération et valorisation des rejets thermiques industriels

Dans de nombreux procédés industriels, une grande quantité de chaleur, souvent entre 150 °C et 350 °C, est perdue dans l'atmosphère. Cette perte représente à la fois un gaspillage énergétique et un impact environnemental, notamment en termes d'émissions de gaz à effet de serre. Récupérer cette chaleur permettrait de réduire les coûts et l'empreinte carbone. Les cycles organiques de Rankine (ORC) offrent une solution efficace pour valoriser cette chaleur moyenne température, en particulier dans les industries à fortes consommations énergétiques comme le ciment, la sidérurgie, le verre, le pétrole, le gaz et l'incinération des déchets. Ces secteurs disposent d'un fort potentiel pour une transition vers une industrie plus durable.

I.8 Description du système thermodynamique étudié

Un système ORC de base est illustré à la (figure 1.10a). Le cycle comprend un système de récupération de chaleur (HRS), une turbine, un condenseur et une pompe. Le HRS est nourri avec l'apport de chaleur d'une source d'énergie pour augmenter l'enthalpie du liquide de travail. Le liquide de travail est un liquide sous-refroidi à l'entrée HRS (État 2) et il devient une vapeur surchauffée à la sortie des HRS (État 3). À l'intérieur des HRS, il y a trois sections; L'économiseur, l'évaporateur et le surchauffeur. Dans l'économiseur, le liquide sous-refroidi se transforme en liquide saturé (État 21). L'évaporateur est responsable de l'échange de chaleur latent afin qu'une vapeur saturée puisse être produite (État 22), tandis que le surchauffeur produit une vapeur de surchauffe (État 3). Dans le système ORC, la composante de surchauffe est généralement petite et dans certains cas, aucune surchauffe n'est effectuée. Pour les réfrigérants secs, le surchauffe n'est pas bénéfique ou seulement bénéfique en petites quantités (5–10 K), en raison de la pente positive de sa courbe T-S [10]. La vapeur surchauffée (État 3) entre dans la turbine où elle est étendue à la basse pression (État 4). Le condenseur est responsable du rejet de la chaleur à l'ambiance afin qu'un liquide saturé de basse pression (à l'état 1) puisse être produit. Le liquide saturé entre dans la pompe liquide où se trouve la pression augmentée avec une petite quantité de consommation de travail (mais pas négligeable), pour terminer le cycle. Le processus thermodynamique complet est illustré à la (figure 1.10b). Le transfert de chaleur dans le HRS est décrit sur la (figure 1.11). Un paramètre critique de la conception HRS est le point de pincement. Ce paramètre fait référence à la différence de température minimale entre le flux de la source de chaleur et le

liquide organique dans les HRS (généralement entre 5 K et 20 K [11,12]). Les emplacements possibles du point de pincement dans les HRS sont donnés sur la (figure 1.11), qui montre le diagramme de taux de transfert de température (T-Q) du processus. Les trois emplacements possibles du point de pincement sont l'entrée de l'économiseur, la sortie de surchauffeur et entre l'économiseur et l'évaporateur. Pour les cas à haute température de la source de chaleur, le point de pincement se trouve généralement à l'entrée de l'économiseur, tandis que pour une température de source de chaleur très basse, le point de pincement est à la sortie de surchauffeur. Il est plus courant que le point de pincement soit entre l'économiseur et l'évaporateur.

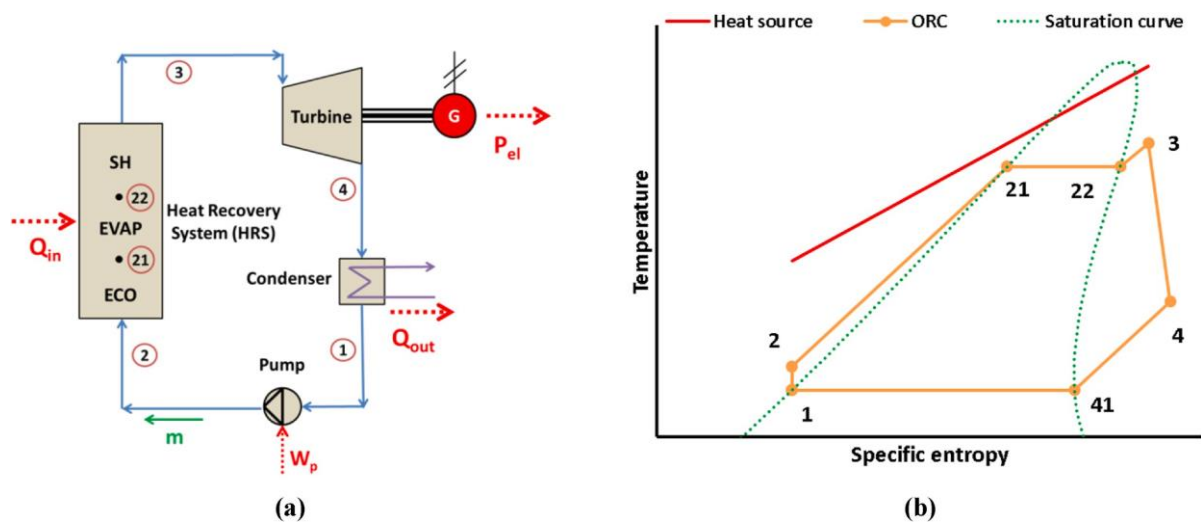


Figure I.10 : a) Schéma de base du système ORC avec les composants clés. b) Diagramme d'entropie spécifique à la température (T-s) d'un système ORC.

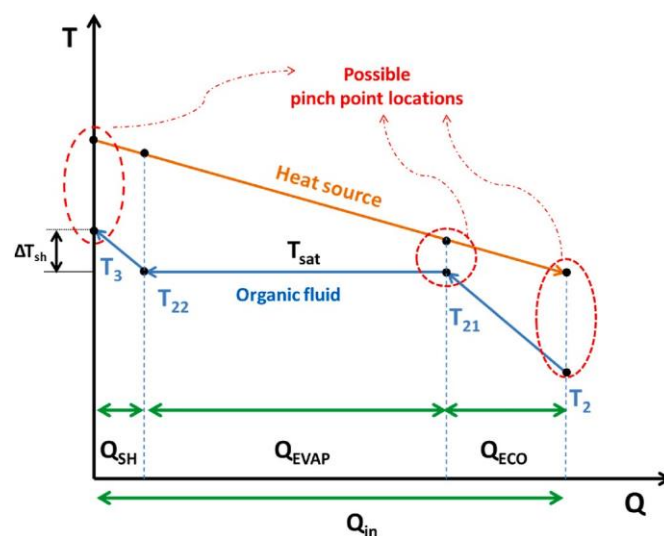


Figure I.11 : Diagramme température-taux de transfert de chaleur (T-Q) d'un HRS.

I.9 Conclusion

Ce chapitre a pour objectif d'expliquer le fonctionnement du cycle organique de Rankine (ORC), une variante du cycle de Rankine classique, qui remplace l'eau par un fluide organique ayant une température d'ébullition relativement basse à pression atmosphérique. Cette substitution permet au système de fonctionner efficacement à des températures plus basses, ce qui ouvre la voie à de nouvelles applications énergétiques. La technologie ORC est particulièrement adaptée à quatre domaines clés : la valorisation de la chaleur géothermique, l'exploitation de la biomasse, la récupération de la chaleur perdue dans les procédés industriels, et la production d'énergie solaire thermodynamique. Le chapitre présente également différentes configurations de systèmes ORC, accompagnées d'une analyse comparative de leurs performances techniques. Parmi celles-ci, la configuration adoptée dans cette étude est celle proposée par Liu et al., à savoir un cycle ORC sous-critique. Ce type de configuration est largement utilisé en raison de sa simplicité de mise en œuvre, de sa fiabilité opérationnelle et de son niveau de sécurité élevé.

Chapitre II : Méthodologie Des Plans D'expériences

II.1 INTRODUCTION

Les méthodes de simulation lors d'études multiparamétriques sont souvent informelles et peu efficaces. En général, cela entraîne de nombreux essais superflus et une quantité de résultats difficile à exploiter. Grâce à la méthodologie des plans d'expériences, il est possible d'obtenir le maximum d'informations pertinentes sur l'influence des facteurs en utilisant un nombre d'essais donné. Ce chapitre expose la méthodologie des plans d'expériences. On aborde ici la technique de screening en introduisant les plans factoriels, complets et fractionnaires. En utilisant cette méthode, on réduira considérablement le nombre de facteurs supposés influents sur un procédé et on éliminera les facteurs ayant peu d'impact. Ensuite, la démarche de la méthode Taguchi est exposée. La technique de la surface de réponse, avec l'utilisation de plans composites centrés, est couramment employée pour optimiser les phénomènes complexes et non linéaires. L'utilisation de la modélisation par surface de réponse pour représenter les caractéristiques de qualité (réponses) d'un système nous permettra de réduire le temps de calcul requis pour l'optimisation, sans nécessiter l'utilisation de cette méthode. Grâce à cette méthode, nous pouvons déterminer la fonction objective requise pour le processus d'optimisation. En raison de l'importance de l'optimisation globale pour les entreprises, nous avons opté pour l'utilisation de la technique de désirabilité afin d'optimiser simultanément plusieurs réponses. Les fondements théoriques de cette méthode seront aussi exposés. Les applications à l'optimisation des conditions seront utilisées pour valider ces méthodes dans le quatrième chapitre de cette mémoire.

II.2 LA METHODOLOGIE DES PLANS D'EXPERIENCES

II.2.1 Historique

Les méthodes mathématiques et statistiques utilisées dans l'expérimentation sont à l'origine des plans d'expériences. Les agronomes ont été les premiers scientifiques à se poser la question de l'organisation des essais. En effet, ils étaient confrontés à de nombreux paramètres à étudier et ne pouvaient pas augmenter le nombre d'expériences. En outre, la durée des expériences était un autre obstacle important. C'est Fisher qui, pour la première fois en 1925, suggéra une approche qui permettait d'étudier simultanément plusieurs facteurs. Des statisticiens et des mathématiciens ont repris cette méthode et ont élaboré des tables d'expériences qui permettent de réduire considérablement le nombre d'expériences à réaliser tout en préservant la pertinence de la campagne d'essais. Par la suite, les grandes entreprises ont pris en compte cette méthodologie dans le cadre de l'approche qualité suite aux recherches du Docteur Taguchi [16]. Dans les années 1960, il a joué un rôle majeur dans l'expansion de l'utilisation des plans

d'expériences en milieu industriel au Japon. Ces dernières années, cette approche, en raison de la pertinence des données fournies, s'est développée dans la majorité des domaines d'activité. Il est possible d'appliquer la Méthodologie des Plans d'Expériences (MPE) à tous les phénomènes de type boîte noire (Figure II-1) où l'objectif est d'améliorer les données de sortie (les réponses) en ajustant les données d'entrée (les facteurs). Dans la littérature, les données d'entrée sont généralement considérées comme des facteurs qui peuvent être maîtrisés, mais il y a parfois des facteurs qui ne peuvent pas l'être, ce qui a donné naissance à l'appellation de facteurs bruits.

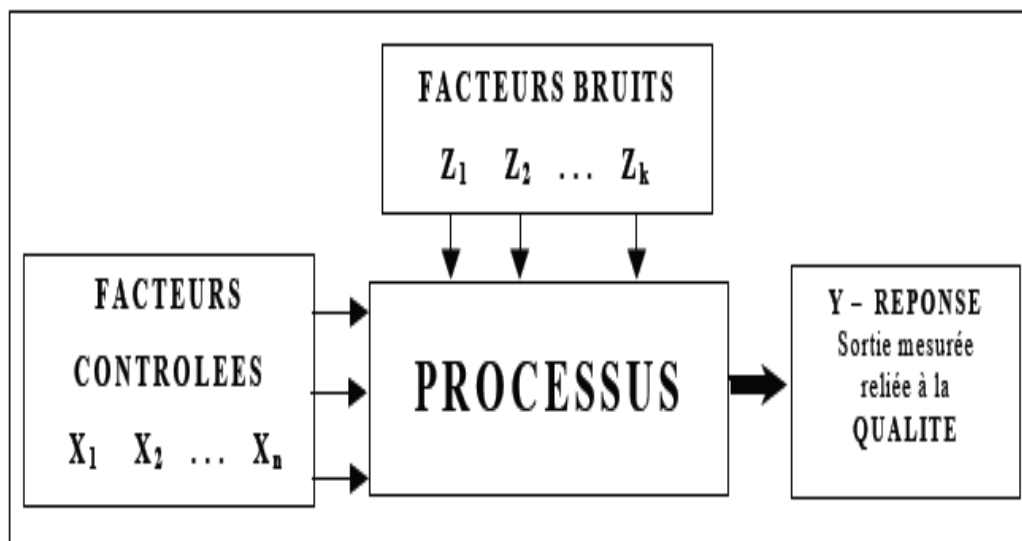


Figure II.1 La boîte noire du processus.

II.2.2 Principe

La méthode des plans d'expériences nous permettra de satisfaire à nos besoins. Effectivement, son fonctionnement repose sur la variation simultanée des niveaux d'un ou plusieurs facteurs (variables, discrètes ou continues) à chaque essai. Cela entraînera une réduction significative du nombre d'expériences à effectuer tout en augmentant le nombre de facteurs étudiés. Cela permettra de repérer les interactions entre les facteurs et les optimaux par rapport à une réponse, c'est-à-dire une grandeur utilisée comme critère, et de modéliser les résultats de manière simple. La difficulté dans l'utilisation des plans d'expériences consistera donc à réduire au maximum le nombre d'expériences à réaliser sans compromettre la précision des résultats. Plusieurs livres sont consacrés aux plans d'expériences. Les plans d'expériences sont clairement présentés dans celui publié par l'association Expérimentée [17] et il est accompagné d'une bibliographie commentée très riche qui permet à l'expérimentateur de trouver les informations qui lui sont indispensables. Actuellement, il y a un grand nombre de plans différents. Chacun, grâce à ses

caractéristiques, offre la possibilité de résoudre des problèmes spécifiques. Les plans d'expériences peuvent toutefois être classés en deux grandes catégories : – les plans d'étude (estimation et comparaison) des effets des paramètres, – les plans de réglage des paramètres pour atteindre un optimum.

La clé de la démarche expérimentale de l'expérimentateur consiste à mettre en place un plan d'expériences pour répondre à une problématique spécifique. Il est donc nécessaire de sélectionner ou de créer le plan qui fournira les renseignements recherchés. L'utilisation du même plan ne permettra donc pas d'étudier de manière efficace les effets des paramètres tout en cherchant un optimum. Pour obtenir des informations pertinentes, il est nécessaire de suivre une démarche méthodologique :

- descriptions des buts et des critères,
- élaboration des éléments analysés et du champ d'étude,
- élaboration du programme d'expériences,
- expérimentation, – étude des conclusions,
- possibilité de mener des essais supplémentaires,
- vérification des conclusions,
- résumé de l'étude.

II.2.3 Expérimentations

Une expérimentation est une évaluation ou une série d'évaluations permettant d'explorer, de définir et de construire des données (résultats d'essais) pour modéliser ou prévoir le comportement d'un système ou d'un procédé [18]. Classiquement, les expériences dans la MPE sont des expériences réelles pour lesquelles la modification des conditions expérimentales correspond à des variations plus ou moins importantes sur la réponse à étudier. Les réponses expérimentales sont soumises à des erreurs expérimentales et aux erreurs de mesure. Les simulations numériques permettent de modéliser des phénomènes complexes, de mieux les comprendre et de procéder à des expérimentations par voie numérique en modifiant certains de leurs paramètres. Cette technique met en œuvre des modèles théoriques qui sont les clones de phénomènes réels, souvent très difficiles à modéliser. Si leur utilisation est généralement plus économique et plus souple que les expériences réelles, des validations expérimentales sont toujours nécessaires pour garantir leur pertinence. Malgré cet avantage économique, les simulations numériques sont des essais qui ne peuvent pas être répétés, parce que la variabilité naturelle des réponses n'est plus présente. Chaque réponse correspondant à un essai, est obtenue à partir d'une seule simulation numérique.

Par contre il existe aussi de nombreuses sources de variations présentes lors de l'initialisation et du déroulement des processus d'expérimentation numérique. Indépendamment de la MPE, parmi les sources de variations on peut citer :

- précision des données d'entrée, compréhension du phénomène à modéliser,
- les possibilités réelles des logiciels utilisés pour la modélisation,
- degré de simplification adopté pour le modèle proposé,
- caractéristiques du maillage du modèle,
- capacité de l'ordinateur, etc.

De plus il faut tenir compte aussi des inconvénients liés à la MPE :

- type de plan utilisé,
- type de modélisation utilisée, etc.

II.2.4 Modélisation de la réponse

Lorsqu'on réalise une étude expérimentale (ou des simulations numériques), d'un phénomène ou d'un procédé, on la caractérise par des réponses dont on suit les variations de en fonction divers paramètres (facteurs) influents. Généralement, l'illustration des résultats est donnée par la représentation graphique de la réponse (surface de réponse) en fonction de deux paramètres (on est limité à l'espace en trois dimensions). Si on considère une réponse théorique Y_{th} , dépendant de n paramètres (facteurs) $x_1, x_2, \dots, x_n$ on peut écrire :

$$Y_{th} = F(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (\text{II.1})$$

Mais la réponse théorique est différente de la réponse obtenue par voie expérimentale ou numérique Y_{exp} à cause des erreurs expérimentales (ou numériques) inhérentes. L'expression précédente devient :

$$Y_{exp} = Y_{th} + \varepsilon = F(x_1, x_2, \dots, x_n) + \varepsilon \quad (\text{II.2})$$

D'une manière générale pour la modélisation d'un système n'ayant que deux variables, on peut écrire le modèle comme suit :

$$Y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_1 + \beta_2 \cdot x_2 + \beta_3 \cdot x_3 \quad (\text{II.3})$$

Ce modèle explique la variation de la réponse Y en fonction des deux variables considérées x_1, x_2 , en supposant que la relation est linéaire. Cette hypothèse nous amène à utiliser la régression linéaire [19, 20] pour obtenir les coefficients du modèle dont la représentation géométrique est un plan de régression (Figure II-2).

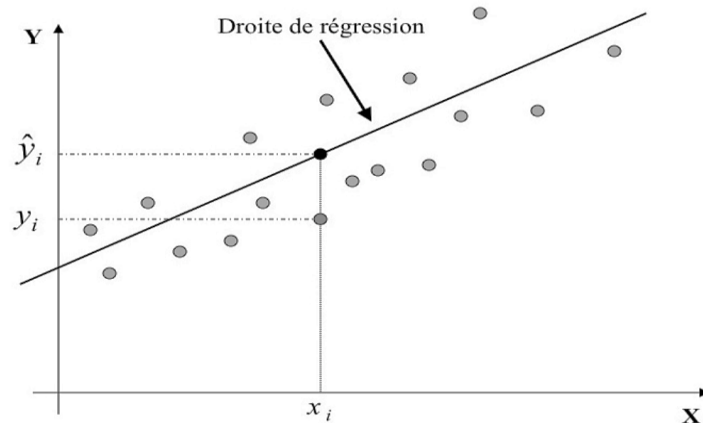


Figure II.2 Plan de régression pour deux variables.

Le plan est ajusté selon le principe des moindres carrés où les sommes des carrés des erreurs d'estimation de la variable dépendante sont minimisées (Figure II-2). S'il y a plus de deux variables, on peut étendre la méthode en ajoutant les variables et leurs paramètres :

$$Y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_1 + \beta_2 \cdot x_2 + \cdots + \beta_p \cdot x_p \quad (\text{II.4})$$

Cette équation est celle d'un hyperplan à p dimensions. Les paramètres β_i sont *les pentes* de l'hyperplan dans les dimensions considérées, et sont appelés *coefficients de régression*.

II.2.5 Intérêt du codage des variables

L'intérêt du codage de variables, tient à l'homogénéité de l'équation polynomiale (modèle) que l'on établit pour la représentation mathématique de la réponse. D'une manière générale on peut affirmer que les paramètres ou les variables d'origine pour un modèle donné, notés P_k , n'ont pas nécessairement les mêmes dimensions ce qui rend difficile la comparaison de leurs coefficients. Dans le cas où les variables sont codées, toutes varient entre les mêmes valeurs minimales et maximales (respectivement -1 et $+1$ notation largement acceptée quand il y a deux niveaux par facteur) elles n'ont plus de dimension, et les coefficients β_i ont tous alors la dimension de la réponse.

D'après [21], lorsque l'on attribue la valeur -1 au niveau bas et la valeur $+1$ au niveau haut, on effectue deux modifications importantes :

- on change l'unité de mesure,
- on déplace l'origine des mesures.

Ces deux modifications entraînent l'introduction de nouvelles variables que l'on appelle variables centrées réduites ou variables codées (centrées pour indiquer le changement d'origine et réduites pour signaler la nouvelle unité).

Le passage des variables d'origine P_k aux variables centrées réduites x_k et inversement, est donné par la relation suivante [22]:

$$x_k = \frac{P_k - P_k^0}{\Delta P_k} \quad (\text{II.5})$$

avec :

- x_k : la valeur de la variable codée k ;
- P_k : la valeur de la variable naturelle k ;
- P_k^0 : la valeur de la variable naturelle k au centre du domaine d'étude.
- ΔP_k : est appelé pas de variation et il mesure la variation de la variable réelle k associée à une variation d'une unité de la variable codée correspondante.

Les variables x_k sont appelées variables centrées réduites et elles sont utilisées pour faciliter les comparaisons et l'étude des variations. En travaillant avec ces variables codées, nous pouvons comparer directement leurs différents effets sans tenir compte de leurs unités.

II.2.6 Principales composantes de la méthodologie des plans d'expériences

La MPE est une approche visant tous les phénomènes de type *boîte noire* pour lesquelles on cherche les valeurs optimales des données d'entrée - *les facteurs*, qui permettent une meilleure maîtrise des données de sortie - *les réponses*. Les trois principales composantes de la MPE qui nous intéressent dans cette étude sont :

- la **Méthode Taguchi**
- la **technique de criblage** (ou de *screening* - appellation anglo-saxonne) L'analyse d'un système ou d'un processus commence toujours par une identification de toutes les causes susceptibles d'influencer d'une manière significative le bon déroulement du processus. Parmi les facteurs recensés par l'expérimentateur, la technique de criblage permet de déterminer ceux qui ont une influence statistiquement non négligeable sur la variation de la réponse. Cet outil nous permet aussi une simplification du problème (appelée aussi débroussaillage). La question pour laquelle il faut trouver une réponse en utilisant cette technique est :

Pourquoi la réponse varie et surtout en fonction de quels facteurs ?

- la **méthodologie des surfaces de réponse** Dans le processus d'optimisation on cherche à améliorer le comportement d'un système ou d'un processus, dans un domaine expérimental bien défini, influencé par une ou plusieurs variables. La méthodologie de surface de réponse permet de trouver d'une façon empirique mais économique le lien qui existe entre les paramètres (les facteurs) d'un processus ou d'un système et les caractéristiques de qualité (les réponses) recherchées par l'expérimentateur.

D'une manière générale on peut rappeler que les objectifs de la MPE sont multiples, en présente ici quelques-uns ainsi que les plans d'expériences concernés :

- diminuer le nombre d'essais (réels ou simulations numériques)
- étudier un nombre très grand de facteurs (plans fractionnaires)
- détecter les facteurs influents (plans de criblage)
- détecter les interactions entre les facteurs (confusion ou alias)
- rechercher l'optimum (nominal ou extrémum)
- réduire la variabilité ou d'étudier la robustesse d'un processus (plans produits)
- obtenir la meilleure précision sur le résultat (réponse)
- modéliser et optimiser les résultats ou les réponses (plans pour surface de réponse).

II.2.7 La Méthodologie des Surfaces de Réponse

L'optimisation de procédé cherche à trouver l'ensemble des conditions de fonctionnement pour les variables du procédé qui ont comme conséquence la meilleure performance du processus. La Méthodologie des Surfaces de Réponse (MSR) [23], [24], [25] et [26] est une collection de stratégies expérimentales de méthodes mathématiques et statistiques qui permet à un expérimentateur de choisir la meilleure des combinaisons des niveaux des paramètres qui optimise un processus. La MSR est une approche d'optimisation développée au début des années 50 par Box et Wilson [27]. De nombreux chercheurs ont contribué à enrichir cette méthode [28] et elle a été introduite en Europe vers les années 1988 - 1990.

L'objectif d'une telle méthodologie est de :

- déterminer les conditions de fonctionnement optimales pour un système ou un processus,
- déterminer une région de l'espace des facteurs dans laquelle des caractéristiques de fonctionnement (les réponses) sont satisfaites,
- modéliser et analyser un processus pour lequel la réponse est influencée par plusieurs variables,
- établir un rapport (équation de la surface de réponse) entre la réponse et les variables indépendantes qui est dans la plupart des cas inconnu.

Cette technique, issue des techniques de plans d'expériences, vise à déterminer d'une façon quantitative les variations de la fonction réponse vis à vis des facteurs d'influence significative d'un certain processus ou système. À l'origine, la MSR a été développée pour modéliser des réponses expérimentales [21], puis, pour modéliser des expériences numériques (peu développé) vers les années 1995. Mais à cause d'un développement rapide du marché et d'une concurrence importante, ces dernières années les chercheurs ont commencé à utiliser de plus en plus les expériences numériques [29], [30] et [31] pour une bonne et simple raison: c'est bien moins cher par rapport aux expérimentations réelles.

La MSR est basée sur une relation d'approximation entre la réponse mesurée y et n variables aléatoires (les facteurs étudiés) en utilisant les données observées d'un processus ou d'un système. La réponse est généralement obtenue par des essais réels ou des simulations numériques. Dans la plupart des cas, la fonction Y qui est une approximation de la réponse mesurée y , est un modèle polynomial du premier ou deuxième degré. Généralement le modèle est donné par :

$$Y = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j + \sum_{j=1}^p \beta_{jj} x_j^2 + \sum_{i < j}^p \beta_{ij} x_i x_j \quad (\text{II.6})$$

Ce modèle est appelé surface de réponse (Figure II.3) et il est très classique pour décrire des phénomènes physiques. Afin de prévoir plus exactement la réponse, un modèle de second

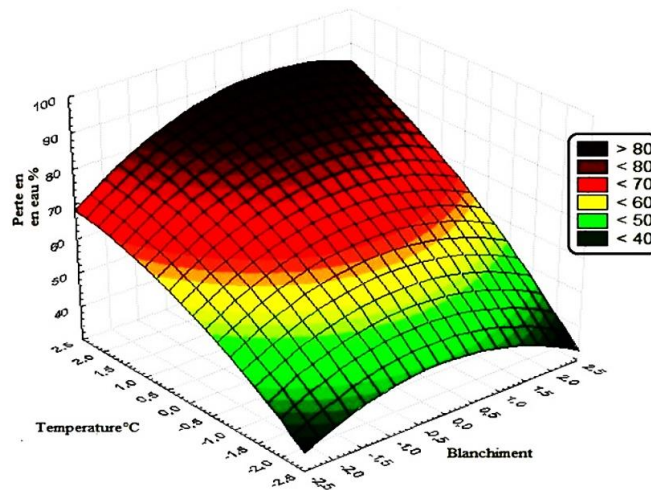


Figure II.3 Surface de Réponse.

ordre est utilisé pour chercher le caractère non linéaire du phénomène étudié. De même la fonction Y d'approximation, peut être écrite sous la forme matricielle comme suit :

$$Y = X \cdot \beta + \varepsilon \quad (\text{II.7})$$

Dans la relation ci-dessus X est la matrice de calcul des effets ou la matrice d'expériences, le vecteur β est le vecteur des coefficients du modèle qui contient seulement les coefficients du modèle qui ne sont pas connus, mais qui sont déterminés généralement en minimisant la somme des carrés des résidus ε .

II.2.7.1 Régression multilinéaire

L'objectif de la régression multilinéaire est de trouver un ensemble de coefficients qui résout le mieux possible le système d'équations ci-dessus (équation II.7). Si on fait l'hypothèse de

moindres carrés [19, 20], on cherche le jeu de coefficients qui minimise la somme des carrés des écarts. Sous la forme matricielle on peut écrire :

$$\varepsilon^t \cdot \varepsilon \quad (\text{II.8})$$

La somme sera minimale, par rapport aux coefficients si :

$$\frac{\partial \varepsilon^t \cdot \varepsilon}{\partial \beta} = 0 \quad (\text{II.9})$$

En utilisant la méthode de moindres carrés la solution est donnée par :

$$\hat{\beta} = (X^t \cdot X)^{-1} \cdot X^t \cdot Y \quad (\text{II.10})$$

Cette relation est fondamentale pour la compréhension de l'hypothèse des moindres carrés. Le jeu de coefficients ainsi obtenu, appelé aussi coefficients de régression, est utilisé par la suite pour obtenir les réponses dans tout le domaine d'étude.

$$\hat{Y} = X \cdot \hat{\beta} \quad (\text{II.11})$$

II.2.7.2 Recherche globale de l'ajustement du modèle

Si on reprend l'équation (II.7) on peut écrire que

$$Y = \hat{Y} + \varepsilon = X \cdot \hat{\beta} + \varepsilon$$

(II.12)

On peut démontrer aussi que la somme des carrés des réponses mesurées est égale à la somme des carrés de réponses prédites augmentée de la somme des carrés des résidus, soit

$$Y^t \cdot Y = \hat{\beta}^t \cdot X^t \cdot X \cdot \hat{\beta} + \varepsilon^t \cdot \varepsilon \quad (\text{II.13})$$

L'équation (II.13) s'appelle l'équation de l'analyse de la variance et elle représente la synthèse de l'analyse statistique.

- la somme des carrés des réponses mesurées ou la Somme des Carrés Totaux (*SCT*)
- la somme des carrés de réponses prédites ou la Somme des Carrés due à la régression (*SCR*).
- la Somme des Carrés des résidus ou due à l'Erreur (*SCE*).

Pour évaluer le degré d'explication du modèle par rapport aux réponses mesurées, on établit le rapport R^2 .

$$R^2 = \frac{SCR}{SCT} \quad (\text{II.14})$$

Ce rapport s'appelle **coefficient de corrélation multiple**, ou coefficient de **détermination**, il nous donne une indication sur la qualité de l'ajustement. En fait, il représente le rapport entre la variance expliquée par le modèle ou due à la régression (*SCR*) et la variance totale (*SCT*). Il

nous donne des informations sur l'existence d'une relation linéaire entre les variables considérées.

Le rapport R^2 (équation II.14) varie entre 0 et 1. S'il vaut zéro c'est que le modèle n'explique rien. S'il vaut 1 c'est que le modèle explique toutes les réponses mesurées. Ce rapport (R^2) n'est pas une garantie absolue de la qualité du modèle. Un coefficient de corrélations nul ne signifie pas l'absence de toute relation entre les variables considérées. Il peut exister une relation non-linéaire. Cependant dans le contexte de la régression multiple, cela pose le problème de la sur-paramétrisation du modèle. Plus on ajoute de variables explicatives (les facteurs), plus le R^2 augmente, même si les nouvelles variables explicatives sont très reliées à la variable dépendante (la réponse). Tout dépend du nombre de résultats et du modèle choisi. Pour éviter ce phénomène, on calcule le coefficient R^2 ajusté.

II.2.7.3 Le R^2 ajusté

Par définition, ce coefficient R^2 ajusté - R^2_A est donné par la relation [GOU 21] :

$$R^2_A = 1 - \frac{SCE / (N - p - 1)}{SCT / (N - 1)} \quad (\text{II.15})$$

Où :

- p est le nombre de facteurs
- N correspond au nombre total de simulations du plan d'expériences.

II.2.7.4 Stratégie de sélection du meilleur sous-modèle

Lorsque le nombre de facteurs est grand, il n'est pas raisonnable d'explorer tous les modèles possibles afin de sélectionner le **meilleur**. Différentes stratégies sont donc proposées qui doivent être choisies en fonction de l'objectif recherché et des moyens de calcul disponibles.

Trois types d'algorithmes utilisés souvent dans la littérature [32] sont résumés ci-dessous :

1. Pas à pas pour lequel il y a trois modalités :
 - Sélection (forward)
 - Élimination (backward)
 - Mixte (stepwise)
2. Par échange pour lequel il y a deux modalités :
 - Maximisation de R^2
 - Minimisation de R^2
3. Global

– L'algorithme de Furnival et Wilson

II.2.7.5 Plans Composite Centraux

Les Plans Composites Centraux sont un bon complément des plans orthogonaux, de par leurs propriétés statistiques, mais aussi parce qu'ils sont meilleurs que les plans orthogonaux pour certains problèmes [20]. Ils sont développés, en particulier, dans la Méthodologie des Surfaces de Réponse, et ils permettent l'étude d'un modèle quadratique, dans la plupart des cas des phénomènes non linéaires. Tous les facteurs pour lesquels on souhaite tester l'influence quadratique auront 5 niveaux. Les plans composites centraux sont constitués de trois parties, ce qui permet une démarche séquentielle [33] :

1. Le point au centre du domaine expérimental (Figure II.4), usuellement noté par 0 répété plusieurs (n_0) fois pour estimer la variance de répétabilité.
2. Un plan orthogonal en NF essais, qui est le plus souvent un plan factoriel ou un plan de Box-Hunter, et qui combine des facteurs à 2 niveaux usuellement notés +1 et -1.
3. Les points en étoile (Figure II.4). Ces points représentent 2 essais par facteur, usuellement notés $+\delta$ et $-\delta$.

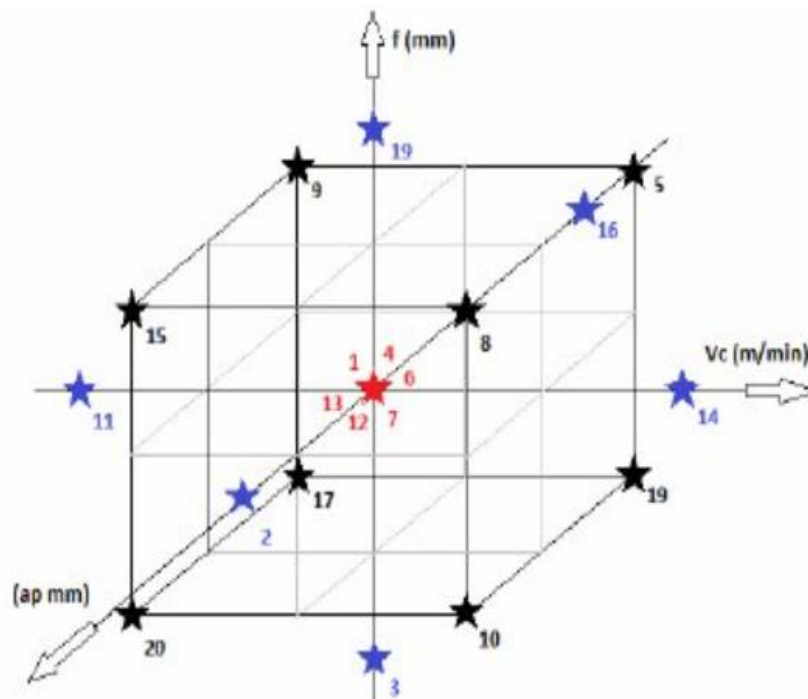


Figure II.4 Plan composite centré pour 3 facteurs.

Le domaine de variation des facteurs est ramené à $[-\delta; +\delta]$. Ainsi, un facteur variant dans l'intervalle $[\text{Min}; \text{Max}]$ sera découpé en 5 niveaux : $-\delta, -1, 0, +1, +\delta$ calculés selon le tableau II.1.

Niveau	Valeurs réelles
$-\delta$	Min
-1	$\frac{Min + Max}{2} - \frac{1}{\delta} \left(Max - \frac{Min + Max}{2} \right)$
0	$\frac{Min + Max}{2}$
+1	$\frac{Min + Max}{2} + \frac{1}{\delta} \left(Max - \frac{Min + Max}{2} \right)$
$+\delta$	Max

Tableau II.1 Calcul des niveaux des facteurs

Le paramètre δ est supérieur à 1 et est calculé grâce à la formule :

$$\delta = \sqrt[4]{N_F} \quad (\text{II.16})$$

Où :

– N_F est le nombre d'essais du plan orthogonal

Le nombre total des essais N peut être calculé grâce à la formule :

$$N = N_F + N_\delta + n_0 = 2^k + 2 \cdot k + n_0 \quad (\text{II.17})$$

Où :

– $N_F = 2^k$ est le nombre des essais pour le plan factoriel $2k$ (figure II.4 – les points en rouge).

– $N_\delta = 2k$ est le nombre des essais appelé en étoile (figure II.4).

– n_0 est le nombre des essais au centre du domaine pour estimer la variance de répétabilité. (Figure II.4 - le point en bleu ou le point central).

II.2.7.6 Propriétés des plans composites centrés

La qualité d'un modèle dépend de la matrice de dispersion $(X^T X)^{-1}$, donc des éléments de la matrice d'information $(X^T X)$, et par conséquent de la structure de la matrice d'expériences et de la forme analytique du modèle. Il est donc nécessaire de classer les matrices d'expériences de bonne qualité, qui, si le modèle postulé représente bien le phénomène étudié, nous permettra de connaître en n'importe quel point du domaine expérimental d'intérêt la valeur de la réponse. Il existe plusieurs critères de qualité mais dans ce rapport on ne présente que les propriétés d'isovariance par rotation et presque orthogonalité qui confèrent aux plans d'expériences par surfaces de réponse une meilleure qualité de la modélisation.

Un plan d'expériences remplit la propriété d'isovariance par rotation si la variance des réponses prédites est la même en tous les points du domaine d'étude [19]. La propriété d'isovariance par rotation est une condition nécessaire à l'obtention d'une précision uniforme. La propriété d'isovariance par rotation pour un plan composite centré est remplie si la distance entre les points en étoile (Figure II.4) satisfait la condition :

$$\delta = (2^k)^{1/4} \quad (\text{II.18})$$

Où : k est le nombre de facteurs étudiés.

A la place de l'isovariance par rotation, on peut respecter le critère d'orthogonalité. Pour cela il faudrait une disposition des points qui entraîne une matrice d'information ($X^T X$) diagonale. Mais cela n'est pas possible car on ne peut pas annuler les éléments correspondant aux termes constants et aux termes carrés qui sont différents de zéro et ne se retrouvent pas sur la diagonale de la matrice d'information. Pour cela il faut donc envisager un autre critère, celui de la presque orthogonalité. Pour aboutir à ce critère il faut que la sous-matrice, obtenue en éliminant la première ligne et la première colonne de l'inverse de la matrice d'information ($X^T X$), soit diagonale. On peut démontrer [21] que cela est possible si :

$$\delta = \left(\frac{N_F (\sqrt{N} - \sqrt{N_F})^2}{4} \right)^{1/4} \quad (\text{II.19})$$

Le nombre de points des plans factoriels et de points en étoile est, en général défini par l'expérimentateur avant les essais. La valeur de δ est donc fonction du nombre des points au centre n_0 . Le tableau II.2 permet de choisir ce nombre et la valeur de δ pour respecter le critère de presque orthogonalité [DRO 22].

Valeur de n_0	Nombre de facteurs						
	1	2	3	4	5	6	7
$n_0 = 1$	1	1,215	1,414	1,547	1,596	1,724	1,761
$n_0 = 2$	1,078	1,287	1,483	1,607	1,662	1,784	1,824
$n_0 = 3$	1,147	1,353	1,547	1,664	1,724	1,841	1,885
$n_0 = 4$	1,21	1,414	1,607	1,719	1,784	1,896	1,943

Tableau II.2 Valeurs de δ fonction du nombre de points au centre du domaine.

II.2.7.7 Utilité des points au centre du domaine d'étude

Parce qu'un plan composite centré n'est pas orthogonal (l'inverse de la matrice d'information ou matrice de dispersion n'est pas diagonale - voir la propriété d'orthogonalité) et ne peut jamais l'être [33], en augmentant le nombre de répétitions des essais au centre du domaine on tend vers l'orthogonalité. Les points au centre du domaine d'étude changent les propriétés des plans utilisés et nous apportent aussi des informations supplémentaires sur le modèle utilisé. Lorsque le nombre de points centraux augmente, on obtient une zone dans laquelle l'erreur de prédiction est uniforme [21] et par conséquent la qualité de la modélisation croît. Les essais au centre du domaine d'étude sont des essais répétés plusieurs fois dans les mêmes conditions afin d'estimer la variance de répétabilité. Les points au centre du domaine d'étude sont un outil nécessaire pour obtenir une information sur la présence ou non d'un effet quadratique pour un modèle postulé. Ces points sont utilisés aussi pour estimer l'erreur expérimentale et particulièrement pour chercher si le modèle proposé est adéquat. Par exemple pour un plan composite centré afin d'obtenir une variance uniforme sur la modélisation il faut ajouter 3 à 5 points centraux [20].

II.3 L'OPTIMISATION MULTICRITERES

II.3.1 introduction

Typiquement, dans l'analyse des données industrielles il y a beaucoup de réponses (variables) qui devront être étudiées en même temps. En plus, pour optimiser ces réponses individuellement on peut rencontrer des contradictions pour les différents niveaux de facteurs acceptables pour une réponse et non pour les autres. Le but de l'optimisation multicritères est de minimiser au mieux les différents objectifs [34]. En effet, la solution que l'on obtient est une solution de compromis. Elle minimise un certain nombre d'objectifs tout en dégradant les performances sur d'autres objectifs. Mais finalement la solution acceptée va assurer une satisfaction globale sur le processus parce qu'elle répondra à plusieurs objectifs en même temps. Le but de ce paragraphe est de vous présenter une méthode d'optimisation multicritères, qui sera appliquée afin d'améliorer les performances d'usinage lors du tournage dur (Voir Chapitre V).

II.3.2 Méthode de Ch'ng

D'une façon générale, le coût de production est exprimé comme une somme du non qualité et du coût de fabrication. L'optimisation multicritères mesure la sensibilité des réponses pour la qualité finale des produits. Cette méthode propose pour chaque réponse $Y_j(x)$, $j = 1, 2, \dots, p$, une fonction $d_j(Y_j(x))$ qui peut prendre des valeurs entre 0 et 1, valeurs qui mesurent la sensibilité de la réponse et qui s'appelle fonction de désirabilité. Ici x signifie le vecteur des

facteurs ou des variables indépendantes $x^T = (x_1, x_2, \dots, x_n)$. Après avoir défini les fonctions pour chaque réponse individuellement, une fonction objective globale est définie comme une moyenne géométrique des différentes désirabilités.

$$D(x) = \left[d_1(Y_1(x)) \cdot d_2(Y_2(x)) \cdot \dots \cdot d_p(Y_p(x)) \right]^{\frac{1}{p}} \quad (\text{II.20})$$

La fonction de désirabilité $d_j(Y_j(x))$ a été proposée originalement par [35] de deux façons :

$$d_j(Y_j(x)) = e^{\frac{Y_j(x) - Y_{\min j}}{Y_{\max j} - Y_{\min j}}} \quad (\text{II.21})$$

$$d_j(Y_j(x)) = e^{-\left| \frac{Y_j(x) - Y_{\max j}}{Y_{\max j} - Y_{\min j}} \right|} \quad (\text{II.22})$$

Puisque les transformations (II.21 ou II.22) ne sont pas très flexibles dans le sens où ces fonctions ne peuvent pas assumer une variété de formes, [36] et autres ont proposé deux autres fonctions :

$$d_j(Y_j(x)) = \begin{cases} 0 & \text{si } Y_j(x) \leq Y_{\min j} \\ \left(\frac{Y_j(x) - Y_{\min j}}{Y_{\max j} - Y_{\min j}} \right)^r & \text{si } Y_{\min j} \leq Y_j(x) \leq Y_{\max j} \\ 1 & \text{si } Y_j(x) \geq Y_{\max j} \end{cases} \quad (\text{II.23})$$

$$d_j(Y_j(x)) = \begin{cases} \left(\frac{Y_j(x) - Y_{\min j}}{T_j - Y_{\min j}} \right)^s & \text{si } Y_{\min j} \leq Y_j(x) \leq T_j \\ \left(\frac{T_j - Y_j(x)}{T_j - Y_{\max j}} \right)^t & \text{si } T_j \leq Y_j(x) \leq Y_{\max j} \\ 0 & \text{si } Y_j(x) \notin [Y_{\min j}; Y_{\max j}] \end{cases} \quad (\text{II.24})$$

Dans les équations (II.23) et (II.24), r , s et t sont des variables définies par l'utilisateur fonction de leur expérience permettant à celui-ci d'indiquer les limites de la fonction de désirabilité autour de la valeur cible (T_j) pour une réponse j .

Les quantités Y_{minj} et Y_{maxj} représentent les limites de désirabilité pour la réponse j . L'approche de la fonction de désirabilité repose en effet sur l'utilisation de la méthodologie de la surface de réponse pour la modélisation polynomiale de chaque réponse $Y_j(x)$, par une substitution des polynômes dans les équations (II.23), (II.24), afin de faire encore une substitution par les désirabilités individuelles dans l'équation (II.20). Finalement, il reste une seule fonction objective pour chercher la solution x , tout en maximisant la désirabilité totale $D(x)$.

Comme il a été indiqué par [37] et autres, l'existence de points de discontinuité dans la fonction de désirabilité ne permet pas l'utilisation des algorithmes à base de gradient pour l'optimisation. Ainsi, [37] et autres ont proposé une fonction de désirabilité modifiée pour résoudre ce problème, de telle sorte que l'algorithme généralisé du gradient réduit (Generalized Reduced Gradient GRG) puisse être appliqué. Ils ont utilisé une fonction de désirabilité continue par intervalles pour laquelle le point de discontinuité a été corrigé en utilisant un polynôme quadratique de la forme :

$$f(Y) = A + BY + CY^2 + DY^3 + EY^4 \quad (\text{II.25})$$

Pour laquelle A , B , C , D et E sont des paramètres. Ils ont proposé cinq conditions à satisfaire par l'équation (II.27). Plus de détails au sujet de cette méthode peuvent être trouvés dans [37]. L'approche proposée par [38] n'a aucun point de discontinuité dans la fonction de désirabilité. Par ailleurs, cette approche permet l'utilisation de l'algorithme GRG qui trouve les configurations optimales pour les p réponses.

Pour la méthodologie de la surface de réponse l'utilisation des variables codées (ou des variables centrées réduites) pour trouver le modèle de régression pour p variables est une pratique courante. La relation la plus répandue pour la transformation des variables réelles en variable codées a été proposée par [39] :

$$x = \frac{2 \cdot t - (u + l)}{u - l} \quad (\text{II.26})$$

Pour laquelle :

- u est la valeur supérieure pour t
- l est la valeur inférieure pour t
- t est la valeur cible étudiée avec $l \leq t \leq u$
- x est la valeur codée qui correspond à t .

L'approche par la fonction de désirabilité est l'une des méthodes les plus utilisées dans l'industrie, pour traiter l'optimisation des procédés à réponses multiples. Dans une démarche d'optimisation globale, nous proposons dans ce rapport l'application de la technique de Ch'ng [38] afin d'optimiser plusieurs réponses simultanément. La clef de la méthode consiste en l'addition de 1 dans la relation du changement de variables réelles en variables codées. Cette modification donne la nouvelle forme de la fonction de désirabilité :

$$d^*(Y) = \frac{2 \cdot Y - (USL + LSL)}{USL - LSL} + 1 = \left(\frac{2}{USL - LSL} \right) \cdot Y + \left(\frac{-2LSL}{USL - LSL} \right) \quad (\text{II.27})$$

Pour laquelle :

- USL est la valeur limite supérieure pour la réponse Y
- LSL est la valeur limite inférieure pour la réponse Y
- Y est la réponse ou une caractéristique de qualité avec $LSL \leq Y \leq USL$
- $d^*(Y)$ est la désirabilité proposée pour la fonction objectif avec $0 \leq d^*(Y) \leq USL$

La motivation de l'auteur [38] pour l'addition de 1 est de convertir la fonction de désirabilité ou de s'assurer qu'elle n'est pas négative.

La fonction de désirabilité $d^*(Y)$ proposée par cette méthode est utilisée pour transformer la qualité de la réponse par une valeur de désirabilité souhaitée.

$$0 \leq d^*(Y) \leq 2 \quad (\text{II.28})$$

La désirabilité totale proposée par [38] est obtenue par une somme pondérée avec les poids e_i (degré d'importance) de chaque réponse individuelle.

$$Desirabilite\ Totale = \frac{\sum_{i=1}^p e_i \cdot |d_i(Y_i) - d_i(T_i)|}{p} \quad (\text{II.29})$$

Pour laquelle :

- $d_i(Y_i)$ est la désirabilité individuelle pour la réponse Y_i
- $d_i(T_i)$ est la désirabilité individuelle ciblée T_i pour chaque réponse
- e_i est le degré d'importance pour chaque réponse individuelle, avec la relation :

$$\sum_{i=1}^p e_i = 1 \quad (\text{II.30})$$

L'utilisation de cette approche d'optimisation est conseillée pour des phénomènes à caractère fortement non linéaire comme les procédés de fabrication. Son efficacité sera prouvée dans le chapitre d'applications (Chapitre V) afin d'optimiser plusieurs réponses simultanément durant le processus du tournage dur.

Les avantages de l'utilisation de la technique de Ch'ng sont :

- par cette approximation la fonction de désirabilité n'a pas des points de discontinuité. Cette fonction est continue, donc différentiable.
- l'approximation polynomiale n'est pas exigée.
- de plus la méthode proposée permet l'utilisation de l'algorithme GRG pour trouver l'optimum.

Chapitre III : Calculs et simulation

III .1. Introduction

Dans le but d'étudier L'efficacité du système solaire à cycle organique de Rankine par plusieurs facteurs thermodynamiques nous avons présenté dans ce travail doit démontrer que les énergies renouvelables, comme le solaire, sont compétitives face aux énergies non renouvelables telles que le pétrole ou le gaz. La production d'énergie thermodynamique solaire via un cycle organique de Rankine (ORC) présente un intérêt particulier lorsque les besoins en électricité s'accompagnent d'une demande simultanée en eau chaude sanitaire. Le rendement des systèmes ORC est généralement très faible, d'environ 15 %. Le rayonnement solaire étant gratuit, ces systèmes présentent un potentiel d'avenir certain, notamment pour les applications de récupération de chaleur. Le calcul thermodynamique du système avec EES a permis d'atteindre un rendement global de 7.6 %.

III .1.1 Tableau représentant les paramètres

Les données de départ pour la simulation du système solaire à cycle organique de Rankine indiqué dans le tableau III .1.

Tableau III.1: Données des fluides du système solaire à cycle organique de Rankine

Fluide de travail ‘R134a’	
Température d'entrée	25.7 °C
Température	60.43 °C
Température de sortie	65.7 °C
Pression d'entrée	17 Bar
Pression de sortie	0.344 –17 Bar
Débit	0.0701 kg/s
Perte de pression	344 mbar
Fluide de chauffage ‘Eau’	
Température d'entrée	70°C
Température de sortie	30°C
Débit	0.0063 kg/s
Perte de pression	690 mbar

III .2 Simulations avec logiciel EES

III .2.1 Définition de logiciel EES

Le logiciel EES (Engineering Equation Solver) a été développé par le professeur Sandy Kleinde l'Université du Wisconsin à Madison. [35]

Ce logiciel a pour but de permettre aux étudiants de se concentrer sur la mise en équation du problème et non sur la recherche des propriétés dans des tables ou sur la méthode de solution. EES est l'abréviation de Engineering Equation Solver ou Solveur d'équations pour l'ingénierie. EES permet de résoudre des systèmes d'équations algébriques, des équations

différentielles, des équations à variables complexes. EES permet également d'optimiser les paramètres de modélisation d'un système, de calculer des régressions linéaires et nonlinéaires, de générer des courbes de grande qualité. [36]

EES contient une vaste bibliothèque de fonctions mathématiques et thermodynamique. Néanmoins, il est impossible de prévoir l'ensemble des besoins des utilisateurs.

De fait, EES offre à l'utilisateur la possibilité d'entrer ses propres fonctions suivant trois méthodes :

Il est possible de saisir et d'interpoler des données numériques dans une table, pour ensuite les utiliser directement dans la résolution de système des équations. EES comporte son propre langage de programmation. Il s'apparente au PASCAL et FORTRAN. Il permet à l'utilisateur de développer et sauvegarder dans des fichiers de librairie ses propres fonctions et procédures. Ces fichiers seront lus à chaque ouverture du logiciel et ainsi utilisables dans chaque session.

Enfin, les fonctions et les procédures compilées, écrites dans un langage de haut niveau tel le PASCAL, le C ou le FORTRAN, pourront être utilisées dans EES par le biais de librairies dynamiques (DLL).

Il est ainsi possible d'étendre les capacités du logiciel. [36]

III.2.2 Information générale

Quand vous exécutez EES, une boîte de dialogue apparaît. Celle-ci contient le numéro d'enregistrement, le numéro de version. Ces informations vous seront demandées dans le cas où vous feriez appel au support technique. Cliquer sur le bouton 'OK' pour commencer une session EES. Une aide en ligne est disponible en permanence. Pour activer l'aide, appuyer sur la touche 'F1'. Pour visualiser l'index de l'aide, cliquer sur le bouton 'Contents'. Ce fichier d'aide comporte de nombreux liens hypertexte (mots soulignés en vert). [36]

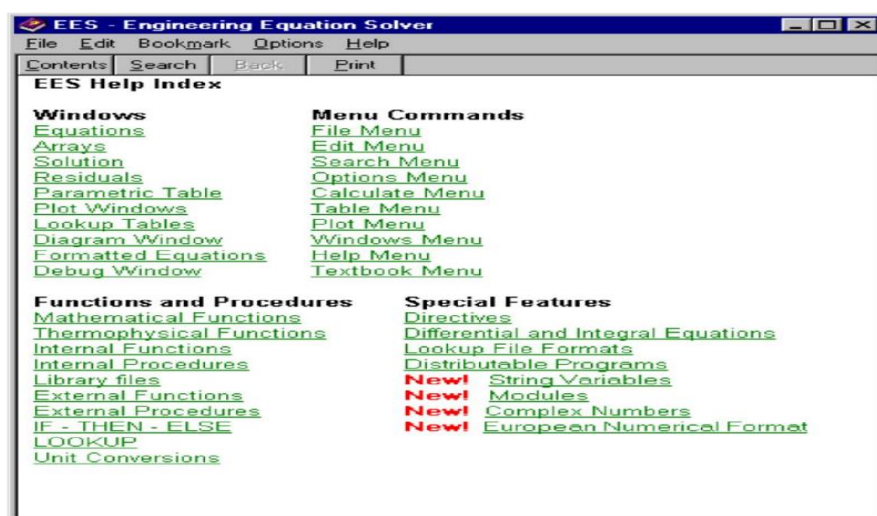


Figure III.1: Fenêtre des Informations général. [36]

Les commandes de EES sont réparties suivant 9 menus.



Figure III.2 : Les commandes de EES. (Engineering Equation Solver Pour Microsoft Windows 'F-Chart Software' PDF)

Au-dessous de la barre de menu, se trouve une barre d'outils. Celle-ci comporte plusieurs icônes permettant d'accéder plus rapidement aux commandes de EES les plus fréquemment utilisées. Si vous placez le curseur sur un des boutons et patientez quelques secondes, une fenêtre décrivant la fonction du bouton apparaîtra. La barre d'outils peut être masquée si vous le souhaitez. Pour ce faire, veuillez cliquer sur Préférences disponible via le menu Options.

L'icône EES, disponible en haut à gauche de l'écran donne l'accès en cliquant avec le bouton droit de la souris aux caractéristiques de présentation de la fenêtre du programme. Il est possible de redimensionner la taille de la fenêtre, de mettre le logiciel en arrière-plan ou de fermer l'application.

Le menu Fichier donne l'accès aux commandes d'ouverture, de fermeture, de sauvegarde, de fusion de fichiers, de chargement des bibliothèques, de configuration de l'imprimante, d'impression.

Le menu Editer donne l'accès aux commandes d'annulation de la dernière opération effectuée mais aussi aux commandes copier, couper, coller, suppression ou sélection de l'ensemble du document actif.

Le menu Recherche contient les commandes de rechercher/remplacer d'une expression dans le document actif.

Le menu Options permet de visualiser les informations relatives aux variables, fonctions. Il est possible de configurer le système d'unité, les limites de calculs, les plages de valeurs.

La commande 'Preference' permet de configurer les formats de présentation des données, les échelles utilisées pour les tracés, etc. Une commande est aussi disponible pour configurer les fonctions utilisateurs.

Le menu Calculer donne l'accès aux commandes de vérification, de formatage des données et au lancement de la résolution de la série d'équations.

Le menu Tables donne l'accès aux commandes d'ajout, de modification, de suppression des Tables Paramétrique. Il est possible de faire des calculs de régression linéaire des données au sein de ces tables. Une table est similaire à une feuille de tableur. Les équations pourront être résolues à l'aide de celle-ci.

L'utilisateur pourra faire varier la valeur des données pour de nouvelles résolutions. Ce menu offre la possibilité de visualiser, de configurer les tables saisies par les utilisateurs.

Le menu PLOT contient les commandes permettant d'afficher un tracé, d'en modifier son échelle. Il permet de préparer des traces pour les tables Paramétrique, les tables 'Lookup', les variables tableaux. Une fonction de 'Curve-fitting' est également disponible.

Le menu Fenêtres permet d'organiser la disposition de l'ensemble des fenêtres. Le menu AIDE permet de visualiser l'aide en ligne. [36]

III.2.3 Exploration du menu principal

Les commandes du logiciel EES sont réparties selon 9 menus déroulants accessibles à partir du menu principal. Une barre d'outils, contenant plusieurs icônes permet à l'utilisateur d'accéder plus rapidement aux commandes les plus utilisées du menu principal. Au démarrage du logiciel, cette barre d'outils est située en dessous de la barre de menu. [36]

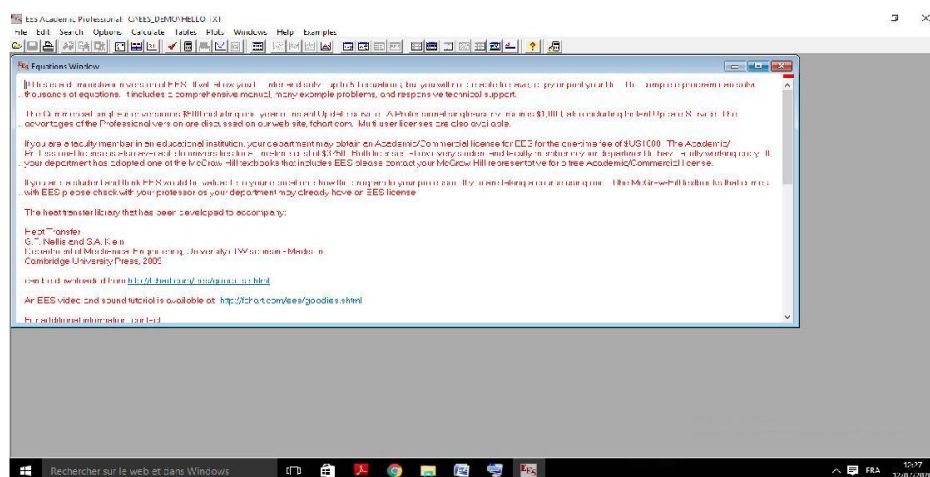


Figure III.3: Interface du logiciel EES. [36]

III.2.4 Fenêtres de EES

a. Fenêtre de Solution

La fenêtre de Solution s'affichera automatiquement en avant plan une fois les calculs effectués. Les valeurs et les unités de chacune des variables de la fenêtre d'Equations apparaîtront dans l'ordre alphabétique. Par ailleurs, il est possible de réajuster la taille des colonnes dans cette fenêtre. Le format des variables et leurs unités peuvent être modifiés à l'aide de la commande "Information" sur les variables du menu 'Option'.

En double cliquant sur une variable, la boîte de dialogue de mise en forme de variables s'affiche. Vous pouvez donc modifier l'ensemble des paramètres. Les changements opérés dans la boîte de dialogue seront appliqués à l'ensemble des variables sélectionnées. (Rem : l'appuie sur la touche « Entrée » entraînera l'ouverture de cette même boîte de dialogue).



Figure III.4: Façade de la fenêtre de solution [36]

b. Fenêtre Tableaux

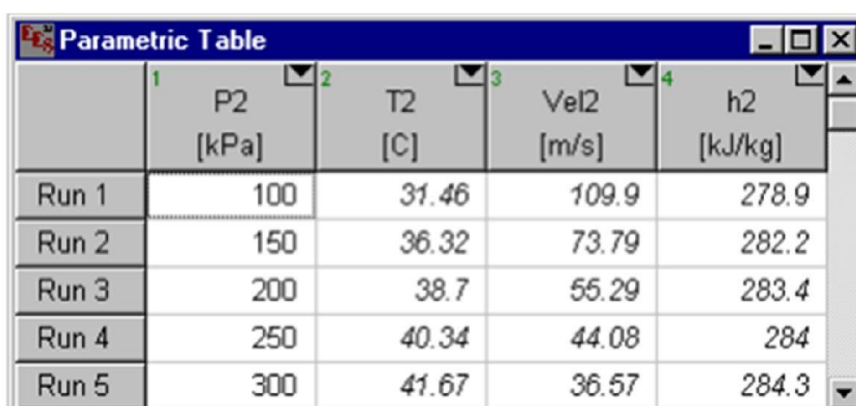
EES permet l'usage de variables de type tableaux. Ces variables possèdent un index figurant entre crochets [] ; par exemple, $X[5]$ signifie que X est une variable de type tableaux à une dimension ; et $Y[6,2]$ dans ce cas Y est une variable de type tableaux à deux dimensions. Ces variables se comportent comme des variables ordinaires. Elles comportent une valeur initiale, des valeurs limites hautes et basses et des propriétés d'affichage.

Les valeurs de toutes variables y compris les variables de type tableaux sont normalement affichées dans la fenêtre de Solution après les calculs, il est possible de présenter ces variables dans une fenêtre Tableaux plutôt que dans la fenêtre Solution (cette option est paramétrable dans la boîte de dialogue Préférence) comme présenté ci-dessous

Arrays Table			
	1	2	3
	t_i [sec]	y_i [observed]	$y_{p,i}$ [predicted]
[1]	1.1	3	2.998
[2]	1.2	2.9	3.16
[3]	1.3	3.6	3.322
[4]	1.9	4.2	4.297
[5]	2.3	5.1	4.948
[6]	3.1	5.9	6.257
[7]	3.3	7	6.586
[8]	4.1	7.8	7.903
[9]	4.4	8	8.399
[10]	4.6	9.1	8.73

Figure III.5: Interface de La fenêtre Tableaux. [36]

c. Fenêtre de la table paramétrique



	1 P2 [kPa]	2 T2 [C]	3 Vel2 [m/s]	4 h2 [kJ/kg]
Run 1	100	31.46	109.9	278.9
Run 2	150	36.32	73.79	282.2
Run 3	200	38.7	55.29	283.4
Run 4	250	40.34	44.08	284
Run 5	300	41.67	36.57	284.3

Figure III.6 : Fenêtre de la table paramétrique. [36]

La fenêtre "Parametric Table" contient une table paramétrique. Les valeurs numériques peuvent être saisies dans n'importe quelle cellule. Les valeurs entrées, ex., les valeurs dans la colonne P2 de la table mentionnée ci-dessus, sont supposées être des variables indépendantes et sont affichées. Ces valeurs sont affichées selon le jeu de caractères par défaut (il est possible de le modifier dans la commande préférences du menu Options). Si vous entrez une valeur d'une variable dans la Table Paramétrique cela produira le même effet que si celle-ci avait été assignée dans la fenêtre d'Equations. Les variables dépendantes seront déterminées et seront affichées dans la table en bleu, en gras ou en italique (suivant les paramètres du menu OPTIONS) quand la commande Resolve table (résoudre la table) ou Min/Max Table du menu Calculate a été activée. [36]

d. Fenêtre d'équation

La saisie des équations se fait dans une fenêtre dédiée d'une façon similaire à la saisie d'un document dans un traitement de texte classique. Les commandes d'édition, Copier, Couper, Coller sont disponibles dans le menu 'Edit'

e. Fenêtre de mise en forme d'équations

Cette fenêtre affiche les équations saisies sous la forme mathématique usuelle

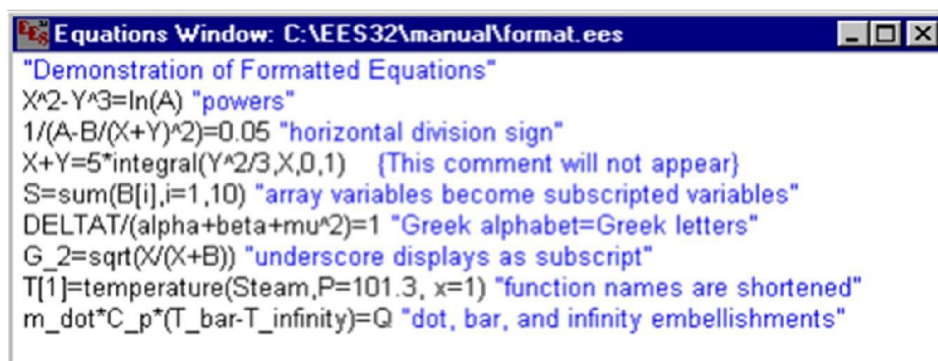


Figure III.7: Interface de la fenêtre de mise en forme d'équations. [36]

f. Fenêtre Résiduelle (Résiduel Windows)

La fenêtre Résiduelle indique le bloc d'équation, l'ordre de calcul utilisé par EES, ainsi que les valeurs relatives et absolues résiduelles. La valeur absolue résiduelle d'une équation est la différence entre les valeurs situées à gauche et à droite d'une équation.

La valeur résiduelle relative est déterminée en faisant la division entre la valeur résiduelle absolue par la valeur de l'expression située à gauche d'une équation.

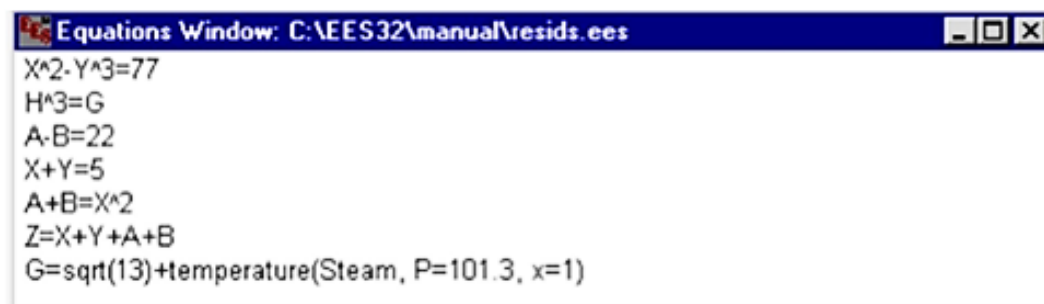


Figure III.8: Fenêtre Résiduelle. [36]

g. Fenêtre 'Lookup Table'

La table 'Lookup' est en quelque sorte une base de données dans laquelle on peut extraire des informations et les utiliser dans des équations. Une table 'Lookup' est créée par la commande New Lookup Table du menu Tables. Le nombre de lignes et de colonnes est spécifié lors de la création de la table (il est possible de modifier le nombre de lignes à l'aide de la commande Insert/Delete Rows ou le nombre de colonnes à l'aide de la commande Insert/Delete Cols). Une table 'Lookup' peut être sauvegardée (indépendamment du fichier EES) en utilisant la commande SaveLookup. Deux types de fichiers sont utilisables : un fichier d'extension. LKT (fichier binaire utilisé pour concevoir la table) et un fichier .TXT (de type ASCII contenant uniquement les données). Ces deux types de fichiers peuvent être ouverts indifféremment dans une session EES. [36]

	1	2	3
	Temp [C]	Time [sec]	Pos [m]
Row 1	100.0	0.00	5.50
Row 2	120.0	1.00	5.86
Row 3	140.0	2.00	6.11
Row 4	160.0	3.00	6.36
Row 5	180.0	4.00	6.58

Figure III.9: Fenêtre 'Lookup Table'

III.3 Simulations

III.3.1 Description du cycle organique de Rankine (ORC)

Ce schéma illustre un système solaire thermodynamique basé sur un cycle organique de Rankine (ORC) pour la cogénération d'électricité et d'eau chaude. Le processus débute avec des capteurs solaires qui chauffent un fluide caloporteur à 70°C. Ce fluide transmet sa chaleur à l'évaporateur, où le fluide organique de l'ORC (R134a) se vaporise.

La vapeur organique à haute pression (70°C) alimente une turbine, entraînant un générateur pour produire de l'électricité. Après détente, la vapeur est refroidie à 30°C dans un condenseur, où elle cède sa chaleur résiduelle à un réseau d'eau chaude. Le fluide organique liquéfié est ensuite repressurisé par une pompe avant de retourner vers l'évaporateur, refermant le cycle.

Pour réaliser un cycle organique-Rankine, plusieurs étapes sont nécessaires :

- 1-2 : Détente réelle dans la turbine, $\eta_T = 0,80$
- 2-3 : Dissipation thermique isobare dans le condenseur, $p = \text{constante}$
- 3-4 : Condensation isobare, $p = \text{constante}$
- 4-5 : Compression réelle dans la pompe, $\eta_P = 0,75$
- 5-6 : Apport thermique isobare, $p = \text{constante}$
- 6-7 : Evaporation isobare, $p = \text{constante}$
- 7-1 : Apport thermique isobare, $p = \text{constante}$

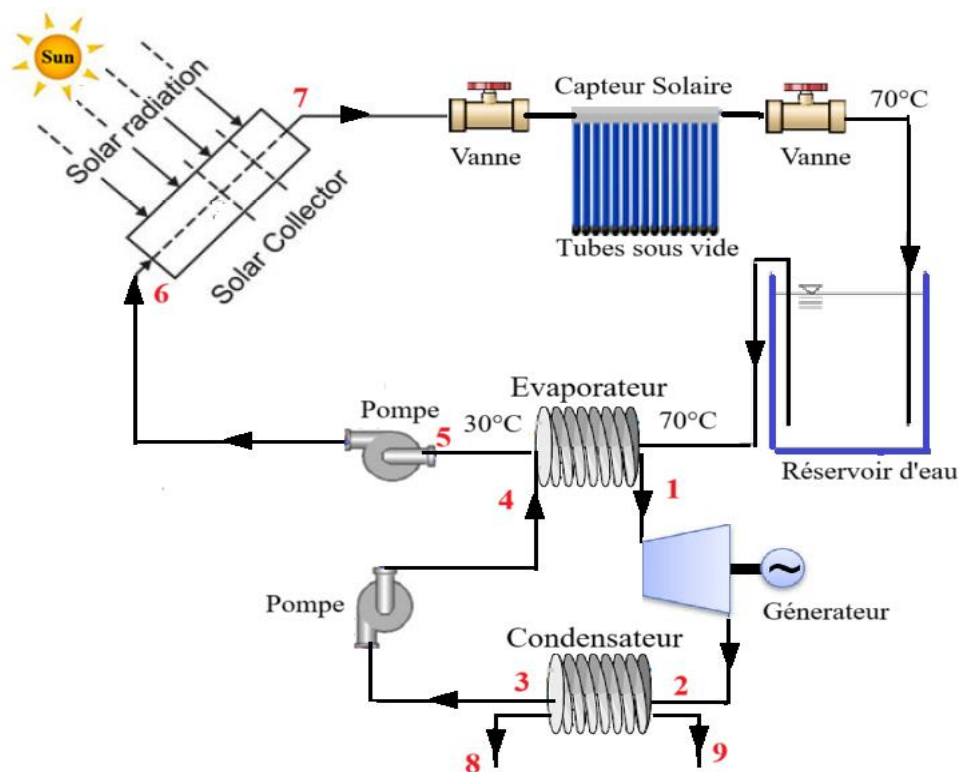


Figure III.10: Schéma de système solaire à cycle organique de Rankine

III.3.2 Etude des performances du système solaire à cycle organique de Rankine avec le logiciel EES

A partir du logiciel EES nous avons réalisé une simulation thermodynamique des performances du système solaire à cycle organique de Rankine.

" CALCUL THERMODYNAMIQUE DE TOUS LES POINTS DU SYSTÈME :"

"Point 1: Réfrigérant surchauffé entrant dans la turbine "

```
T[1]=T[5]+40[C]
P[1]=P[5]
h[1]=enthalpy(R134a;T=T[1];P=P[1])
s[1]=entropy(R134a;T=T[1];P=P[1])
v[1]=volume(R134a;T=T[1];P=P[1])
rho[1]=density(R134a;T=T[1];P=P[1])
"hsat_liq[1] = enthalpy(R134a; x = 0; P=P[4])"
"hsat_vap[1] = enthalpy(R134a;x=1; P=P[4])"
"Tsatsat[1]=t_sat(R134a;P=P[1])"
```

"Point 2: Après turbine / avant condensation "

```
P[2]=668,4 [kPa]
" Pression de condensation, température = 25C"
etaT=0,80
" Cycles d'alimentation fermé "
etaT = (h[1]-h[2])/(h[1]-hs[2])
ss[2]=s[1]
hs[2]=enthalpy(R134a;s=ss[2];P=P[2])
s[2]=entropy(R134a;P=P[2];h=h[2])
T[2]=temperature(R134a;P=P[2];h=h[2])
rho[2]=density(R134a;h=h[2];P=P[2])
"Tsatsat[2]=t_sat(R134a;P=P[2])"
"hsatsat[2]=enthalpy(R134a;x=1;P=P[2])"
```

"Point 3: Condensation to x=1"

```
P[3]=P[2]
x[3]=1
h[3]=enthalpy(R134a;x=x[3];P=P[3])
s[3]=entropy(R134a;h=h[3];P=P[3])
v[3]=volume(R134a;h=h[3];P=P[3])
rho[3]=density(R134a;h=h[3];P=P[3])
T[3]=temperature(R134a;h=h[3];P=P[3])
```

"Point 4: après condensation (liquide saturé)"

```
P[4]=P[2]
x[4]=0
T[4]=temperature(R134a;P=P[4];x=x[4])
h[4]=enthalpy(R134a;x=x[4];P=P[4])
s[4]=entropy(R134a;x=x[4];P=P[4])
v[4]=volume(R134a;x=x[4];P=P[4])
rho[4]=density(R134a;x=x[4];P=P[4])
```

"Point 5: Entrer dans la pompe "

```
P[5]=1700 [kPa]
```

```

etaP = 0,75
etaP = (hs[5]-h[4])/(h[5]-h[4])
ss[5]=s[4]
h[5]=enthalpy(R134a;s=ss[5];P=P[5])
s[5]=entropy(R134a;h=h[5];P=P[5])
v[5]=volume(R134a;h=h[5];P=P[5])
rho[5]=density(R134a;h=h[5];P=P[5])
T[5]=temperature(R134a;h=h[5];P=P[5])

```

"Point 6: Chauffage du réfrigérateur à la pression d'évaporation "

```

P[6]=P[5]
x[6]=0
h[6]=enthalpy(R134a;x=x[6];P=P[6])
s[6]=entropy(R134a;h=h[6];P=P[6])
v[6]=volume(R134a;h=h[6];P=P[6])
rho[6]=density(R134a;h=h[6];P=P[6])
T[6]=temperature(R134a;h=h[6];P=P[6])

```

"Point 7: Evaporation to x=1"

```

P[7]=P[6]
x[7]=1
h[7]=enthalpy(R134a;x=x[7];P=P[7])
s[7]=entropy(R134a;h=h[7];P=P[7])
v[7]=volume(R134a;h=h[7];P=P[7])
rho[7]=density(R134a;h=h[7];P=P[7])
T[7]=temperature(R134a;h=h[7];P=P[7])
flow_rfc = 0,000833 [m^3/s]
mrfc = rho[1]*flow_rfc
" réglé en fonction du débit minimum de la turbine (3 m3/h)"
Qrfc= mrfc*(h[1]-h[5])
Wt = mrfc*(h[2] - h[1])
Wp = mrfc*(h[5] - h[4])
Wnet = (-Wt)-Wp
eta = Wnet/Qrfc * 100

```

"CONDENSATION"

```

" calcule la chaleur retirée du R134a pendant la condensation "
" pendant la condensation et de la vapeur surchauffée à la vapeur saturée "
"Q_cond = mrfc*(hsat[2] - h[3]) + mrfc*(h[2] -hsat[2])"
Q_cond = mrfc*(h[4]-h[2])
Q_cond = Q_cw
Q_cw = m_cw*cp_cw*(T_cw2 - T_cw1)
"Cooling Water Specs"
T_cw1 = 20

```

"14 C temperature d'hiver / 20 C temperature d'été"

```

T_cwf = (T_cw1+T_cw2)/2
" température du film "
flow_cw = 0,0002208 [m^3/s]
P_cw = 4,14
"60 psi entre 40-80 "
cp_cw=cp(Water;T=T_cwf;P=P_cw)
"rho_cw = density(Water;T=T_cwf;P=P_cw)"
rho_cw = 1000 [kg/m^3]
m_cw = rho_cw*flow_cw

```

"EVAPORATION"

" calculer la chaleur retirée du R134a pendant l'évaporation"

" pendant le sous-refroidissement en liquide saturé, l'évaporation et de la vapeur saturée en liquide surchauffé "

" $Q_{\text{evap}} = m_{\text{rfc}} \cdot (h_{\text{sat_liq}}[1] - h[4]) + m_{\text{rfc}} \cdot (h_{\text{sat_vap}}[1] - h_{\text{sat_liq}}[1]) + m_{\text{rfc}} \cdot (h[1] - h_{\text{sat_vap}}[1])$ "

$Q_{\text{evap}} = m_{\text{rfc}} \cdot (h[1] - h[5])$

" calcule la chaleur du capteur solaire "

"2: Calcule du débit massique dans le cycle du réfrigérant "

$m_{\text{sc}} = 0,0063 \text{ [kg/s]}$

"Mass flow of the solar water cycle [PowerEnergy 2016-59098, 2016]"

$T_{\text{sc1}} = 30,5 \text{ [C]}$

"Inlet temperature solar water cycle"

" $\{T_{\text{sc1_deg}} = \text{converttemp}(K;C;T_{\text{sc1}})\}$ "

"Converting Kelvin in Celsius"

$T_{\text{sc2}} = 70 \text{ [C]}$

" Température de sortie du cycle solaire de l'eau "

" $\{T_{\text{sc2_deg}} = \text{converttemp}(K;C;T_{\text{sc2}})\}$ "

"Converting Kelvin in Celsius"

$T_{\text{scf}} = (T_{\text{sc1}} + T_{\text{sc2}}) / 2$

" Température moyenne du cycle solaire de l'eau"

$P_{\text{sc}} = 101,325 \text{ [kPa]}$

" Pression du cycle solaire de l'eau --> hypothèse : pression ambiante due au système ouvert 1013 mbar"

$cp_{\text{sc}} = cp(\text{Water}; T = T_{\text{scf}}; P = P_{\text{sc}})$

" chaleur spécifique à pression constante "

"heat from solar collector"

$Q_{\text{sc}} = m_{\text{sc}} \cdot cp_{\text{sc}} \cdot (T_{\text{sc2}} - T_{\text{sc1}})$

" équivalence théorique de la chaleur du capteur solaire et des enthalpies du r134a pour trouver le débit massique théorique du r134a "

" $Q_{\text{sc}} = m_{\text{rfc_prime}} \cdot (h_{\text{sat_liq}}[1] - h[4]) + m_{\text{rfc_prime}} \cdot (h_{\text{sat_vap}}[1] - h_{\text{sat_liq}}[1]) + m_{\text{rfc_prime}} \cdot (h[1] - h_{\text{sat_vap}}[1])$ "

" $m_{\text{rfc_prime}} = 0,00625 \text{ kg/s}$ est trop faible pour les conditions de fonctionnement des turbines et des pompes "

" $Q = k \cdot A \cdot \Delta T$ "

$\Delta T_1 = (T_{\text{sc2}} + 273,15) - (T[1] + 273,15)$

$\Delta T_2 = (T_{\text{sc1}} + 273,15) - (T[5] + 273,15)$

$\Delta T_{\text{th}} = (\Delta T_1 - \Delta T_2) / (\ln(\Delta T_1 / \Delta T_2))$

$k = 1200 \text{ [W/m}^2 \cdot \text{K]}$

$A = Q_{\text{evap}} / (k \cdot \Delta T_{\text{th}})$

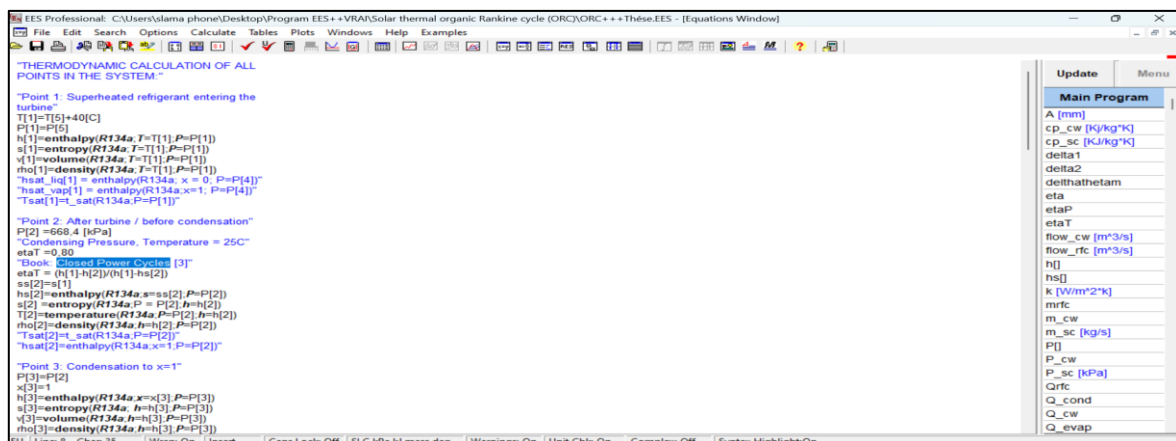


Figure III.12: Programme du système solaire à cycle organique de Rankine

III.3.3 Résultats de simulation

La Figure (III.13) présente les résultats de simulation des performances système solaire à cycle organique de Rankine depuis logiciel EES

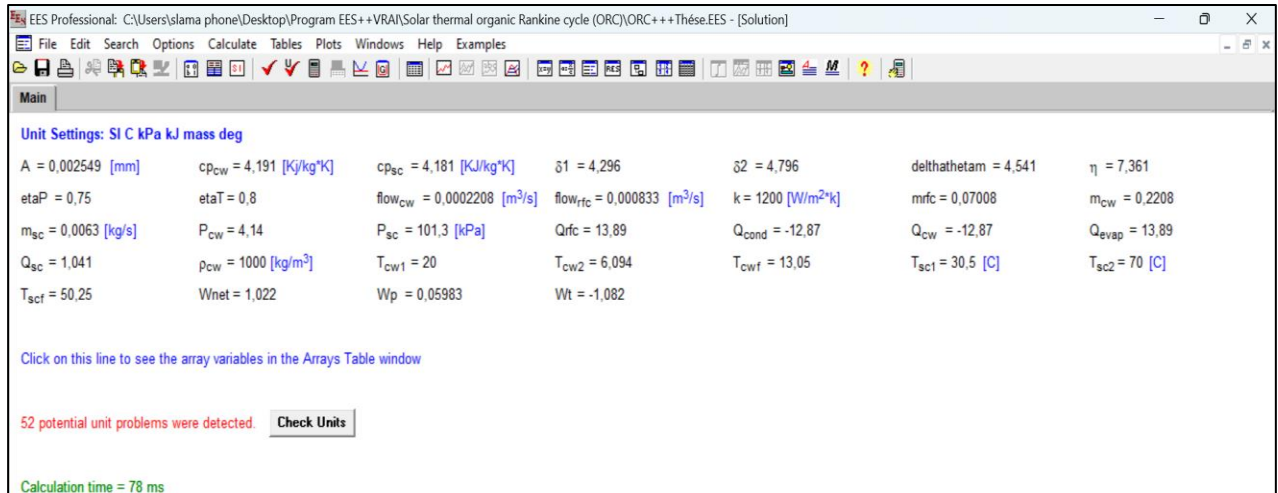


Figure III.12 : Résultats de simulation sur EES

Chapitre IV : Modélisation et Optimisation

IV.1 Introduction

Dans ce chapitre, une analyse thermodynamique des performances d'un système solaire à cycle organique de Rankine (ORC). La procédure d'optimisation des paramètres de conception est réalisée par la méthodologie de surface de réponse (RSM). Les simulations thermodynamiques sont réalisées par le code EES pour différents paramètres tels que la pression sortie de la turbine ($600 \leq P_2 \leq 736 \text{ kPa}$), la pression d'entrée de la pompe ($1650 \leq P_5 \leq 1750 \text{ kPa}$) et le rendement de la turbine ($70 \leq \eta_T \leq 90\%$). Une analyse de variance (ANOVA) a été réalisée pour identifier les paramètres de conception qui influencent le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net}). Ensuite, un modèle de régression de second ordre a été développé pour corrélérer les paramètres de processus avec η et W_{net} . Par conséquent, des optimisations numériques et graphiques ont été effectuées pour obtenir une optimisation multi-objectifs pour les critères désirés.

IV.2. Les données de départ

Les valeurs de tous les paramètres utilisés dans cette étude ont été présentées dans le tableau 1.

Tableau IV.1 Données des fluides du système solaire à cycle organique de Rankine

Fluide de travail ‘‘R134a’’	
Température d'entrée	25.7 °C
Température	60.43 °C
Température de sortie	65.7 °C
Pression d'entrée	17 Bar
Pression de sortie	0.344 –17 Bar
Débit	0.0701 kg/s
Perte de pression	344 mbar
Fluide de chauffage ‘‘Eau’’	
Température d'entrée	70°C
Température de sortie	30°C
Débit	0.0063 kg/s
Perte de pression	690 mbar

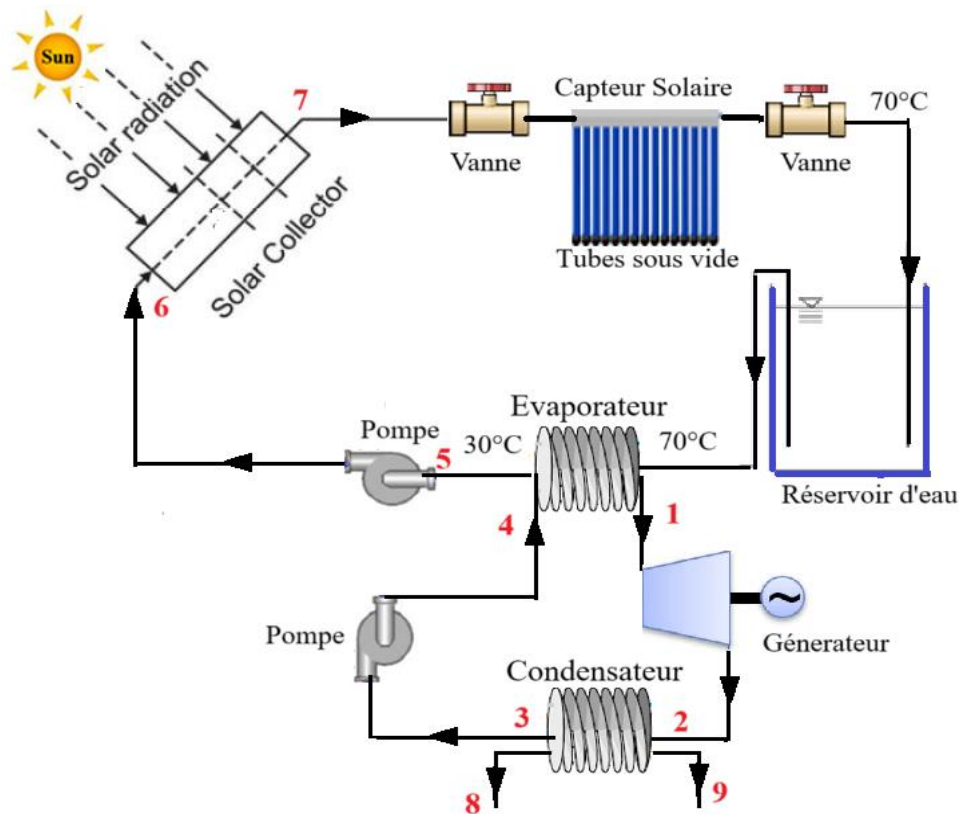


Figure IV.1 Schéma de système solaire à cycle organique de Rankine

IV.3 Planification la simulation

La planification de l'expérience joue un rôle très important en exécutant les expériences avec la ressource disponible à l'aide du logiciel « **DESIGN-EXPERT 13.0.5.0** ». Nous proposons l'optimisation d'un système de réponses multiples (le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net})) en fonction des quatre (03) principales caractéristiques du cycle organique de Rankine (ORC), la pression sortie de la turbine (P_2), la pression d'entrée de la pompe (P_5) et le rendement de la turbine (η_T). La *Méthodologie des Surfaces de Réponse* (MSR) a été utilisée pour modéliser et analyser les caractéristiques du cycle organique de Rankine (ORC) afin de maximiser le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net}). Dans la MSR, la forme quantitative du rapport d'entrée entre la réponse observée et les variables indépendantes peut être représentée comme suit :

$$Y = F(P_2, P_5, \eta_T) \quad (IV.1)$$

Où Y est la réponse observée et F est la fonction de réponse (ou surface de réponse). Dans la procédure de l'analyse, on a proposé l'approximation de Y en utilisant le modèle polynomial de second ordre adapté pour la régression qui s'appelle le modèle quadratique. Le modèle quadratique de Y peut être écrit comme suit :

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^4 a_i X_i + \sum_{i=1}^4 a_{ii} X_i^2 + \sum_{i < j}^4 a_{ij} X_i X_j \quad (\text{IV.2})$$

Où Y est la réponse observée, a_0 , a_i , a_{ij} , a_{ii} représentent respectivement le terme constant, les coefficients des termes linéaires, des termes représentant les interactions entre variables et des termes quadratiques. Les X_i représentent les variables indépendantes, ou bien caractéristiques du cycle ORC étudiés.

$$X_1 = \frac{P_2 - P_{20}}{\Delta P_2} \quad (\text{IV.3})$$

$$X_2 = \frac{P_5 - P_{50}}{\Delta P_5} \quad (\text{IV.4})$$

$$X_3 = \frac{\eta_T - \eta_{T0}}{\Delta \eta_T} \quad (\text{IV.5})$$

Où X_1 , X_2 et X_3 sont les variables codées des paramètres respectivement de P_2 , P_5 , et η_T . P_{20} , P_{50} , et η_{T0} sont les valeurs de P_2 , P_5 , et η_T au niveau zéro (0). ΔP_2 , ΔP_5 et $\Delta \eta_T$ sont les intervalles de la variation respectivement de P_2 , P_5 , et η_T le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net}) indiquée respectivement comme Y_1 et Y_2 ont été analysées comme réponse.

Tableau IV.2 : Plan composite centrée avec cinq (05) points centré (15 essais).

Plan Composite à face centré			
N°	Facteurs		
	P_2 (Kpa)	P_5 (Kpa)	η_T (%)
1	0	0	1
2	0	0	0
3	-1	0	0
4	-1	-1	-1
5	-1	1	1
6	0	-1	1
7	1	0	0
8	0	0	0
9	0	1	0
10	0	0	0
11	1	1	-1
12	0	-1	0
13	0	0	0
14	1	0	0
15	0	0	-1

L'utilisation du modèle quadratique de F dans ce chapitre devait non seulement étudier au-dessus de l'espace entier de facteur, mais localiser également la région d'être observée où la

réponse s'approche de la valeur optimale. Les données nécessaires pour établir les modèles de réponse sont généralement rassemblées par la planification de la simulation. Dans ce chapitre, la collection des données du simulation a adopté le plan composite centré (PCC) avec 15 essais et composé de cinq points (05) centraux (niveau codés égale à 0) qui est le point médian entre les niveaux Max et Min (Tableau IV.1).

Tableau (IV.3) : Variables et niveaux du modèle de conception

Symbole	Facteurs	Unité	Niveau		
			-1	0	1
P_2	Pression sortie de la turbine	kpa	600,4	668,4	736,4
P_5	Pression d'entrée de la pompe	kpa	1650	1700	1750
η_T	Rendement de la turbine	%	70	80	90

Tableau (IV.4) : Résultats de simulation pour le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net})

N°	P_2 (kpa)	P_5 (kap)	η_T (%)	η (%)	W_{net} (W)
1	668,4	1700	90	8,33	1158
2	668,4	1700	80	7,36	1022
3	600,4	1700	80	7,99	1149
4	600,4	1650	70	6,78	937,5
5	600,4	1750	90	9,24	1382
6	736,4	1650	90	7,43	964,1
7	668,4	1700	80	7,36	1022
8	668,4	1700	80	7,36	1022
9	668,4	1750	80	7,54	1088
10	668,4	1700	80	7,36	1022
11	736,4	1750	70	6,03	842,6
12	668,4	1650	80	7,17	958,9
13	668,4	1700	80	7,36	1022
14	736,4	1700	80	6,96	910,8
15	668,4	1700	70	6,39	887,2

Le tableau IV.3 montre les niveaux des trois caractéristiques du cycle organique de Rankine (ORC). Pour déterminer les facteurs qui ont un effet statiquement significatif sur les performances de du cycle ORC étudiés en utilisant le l'analyse de la variance (ANOVA). Cette analyse a été exécutée pour un intervalle de confiance (IC) égale à 95%. Les caractéristiques du

diffuseur (P_2 , P_5 et η_T) et les performances du rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net}) dans le tableau IV.4.

Les valeurs obtenues du rendement et le travail net du cycle ont été utilisées pour déterminer les facteurs et les interactions significatifs. Les modèles empiriques sont développés afin de déterminer la corrélation entre les caractéristiques du cycle ORC et les performances du système solaire, le rendement et le travail net du cycle. En plus, les surfaces de réponse des facteurs significatifs correspondant à chaque analyse (ANOVA) ont été présentés. Ces surfaces de réponse fournissent une analyse des facteurs les plus significatifs liés au rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net}) sous les conditions étudiées.

IV.4 Interprétation des résultats

IV.4.1 Sensibilité du rendement en fonction de P_2 , P_5 et η_T

Le tableau 3 indique la valeur du le rendement maximale (η) obtenue avec la combinaison de la pression sortie de la turbine (P_2), 600,4 kpa, la pression d'entrée de la pompe (P_5), 1750 kpa, et le rendement de la turbine (η_T), 90 %. Ce point d'opération optimal montre comment une conception soignée des pressions et une turbine performante peuvent conduire à un rendement thermodynamique maximal. Le rendement augmente avec l'augmentation du rendement de la turbine (η_T) en termes des conditions de simulation. Pour procéder à l'analyse de la variance (ANOVA), la méthode des moindres carrés est utilisée à l'aide du logiciel Design Expert. Les résultats de cette expérience sous forme d'ANOVA sont présentés. C'est un test qui compare une variance de terme avec une variance résiduelle. Les termes individuels dans le modèle ont un effet important sur la réponse. Dans le tableau 4, une « valeur F du modèle » de 1153,64 avec une « valeur P du modèle » de 0,0001 signifie que le modèle sélectionné est important et qu'il n'y a que 0,01 % de chance que la « valeur F du modèle » se produise en raison du bruit.

Les résultats de la « valeur F » indiquent clairement que la multiplication du la pression d'entrée de la pompe et le rendement de la turbine ($P_5 \times \eta_T$) est le facteur le plus important par rapport aux autres facteurs, et que l'effet quadratique de la pression sortie de la turbine (P_2^2) a été considéré comme le deuxième facteur le plus important suivi de l'effet quadratique de la pression d'entrée de la pompe (P_5^2). D'après les résultats de l'ANOVA, il est clair que la pression sortie de la turbine (P_2) et la pression d'entrée de la pompe (P_5) sur le rendement n'est pas statistiquement significative et que la variation du rendement avec le rendement de la turbine (η_T) est minimale ; cependant, l'effet de la multiplication du rapport de pression d'entrée de la pompe et le rendement de la turbine ($P_5 \times \eta_T$) sur le rendement est d'importance statistique.

La contribution en pourcentage permet de mieux comprendre l'interprétation des résultats, ce qui montre que la contribution due au l'interaction entre la pression d'entrée de la pompe et le rendement de la turbine ($P_5 \times \eta_T$) est de 0,255%, tandis que l'interaction ($P_2 \times P_5$) ne contribue que 0,104% et l'effet quadratique de la pression sortie de la turbine (P_2^2) a une contribution de 0,203%.

Tableau IV.5 Analyse de la variance ANOVA pour le rendement (η)

Source	SCE	ddl	CM	F-valeur	Prob.	Cont. %	Remarque
Model	8,14	9	0,9048	1153,64	< 0.0001	-	Significatif
P_2	0,0024	1	0,0024	3,12	0,1378	0.029	Non significatif
P_5	0,0019	1	0,0019	2,38	0,1839	0.023	Non significatif
η_T	0,0036	1	0,0036	4,57	0,0855	0.044	Non significatif
$P_2 \times P_5$	0	1	0	0,0425	0,8448	0	Non significatif
$P_2 \times P_5$	0,0085	1	0,0085	10,88	0,0215	0.104	Significatif
$P_5 \times \eta_T$	0,0208	1	0,0208	26,56	0,0036	0.255	Significatif
P_2^2	0,0166	1	0,0166	21,18	0,0058	0.203	Significatif
P_5^2	0,0042	1	0,0042	5,41	0,0475	0.051	Significatif
η_T^2	0,0033	1	0,0033	4,15	0,0971	0.04	Non significatif
Erreur	0,0039	5	0,0008	-	-	-	-
Total	8,15	14	-	-	-	-	-

Le graphique de probabilité normale des résidus du rendement illustré dans la Figure (IV.2), et indiqué que les résidus (erreur) se trouvent très proche par rapport la ligne droite de la normalité, prouve que les limites mentionnées dans le modèle du premier degré sont les seuls facteurs significatifs [11]. La normalité semble acceptable en plus les coefficients de corrélation très élevés.

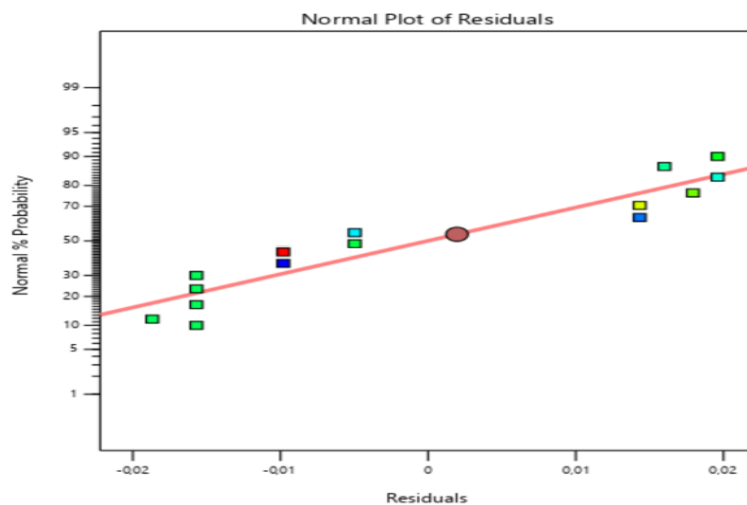


Figure IV.2 : Probabilités normales des résidus du le rendement (η)

VI.4.2 Analyse de régression pour le rendement (η) en fonction de P_2 , P_5 et η_T

Un modèle de régression de deuxième ordre a été développé pour le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net}) à l'aide du logiciel Design Expert. Les termes insignifiants ont été exclus, sauf les effets principaux. Ainsi, des modèles de prédiction η et W_{net} réduits et améliorés ont été générés. La variable de réponse est le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net}), alors que les prédicteurs sont la pression sortie de la turbine (P_2), la pression d'entrée de la pompe (P_5) et le rendement de la turbine (η_T). En conséquence, les équations des modèles ajustés en termes de facteurs réels pour le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net}) sont données ci-dessous.

Le modèle du rendement (η) est donné ci-dessous dans l'équation (IV.7). Son coefficient de détermination (R^2) est de 99,62 %

$$\eta = 30,6 - 0,0075P_2 - 0,0153P_5 - 0,3283 \eta_T + 0,00025 P_5 * \eta_T \quad (IV.7)$$

Le modèle du travail net du cycle (W_{net}) est présenté ci-dessous dans l'équation (IV.8). Son coefficient de détermination (R^2) est de 99,98 %.

La valeur du coefficient de détermination R^2 pour le modèle du rendement (η) égale à 0.9962. Cela signifie que 99.62% des variations du niveau du rendement (η) sont expliquées par ce modèle et que 1% restent par conséquent inexpliquées. La valeur du coefficient de détermination ajusté de ce modèle du rendement (η) est $R^2_{ajusté}=99,47\%$. Il représente une correction du R^2 qui permet de prendre en compte le nombre de variables utilisées dans le modèle. Ces deux coefficients montrent une bonne corrélation entre ce modèle et les données de simulation. La figure IV.3 montre une comparaison entre les valeurs estimées du rendement (η) par les équations du modèle développé et les valeurs observées.

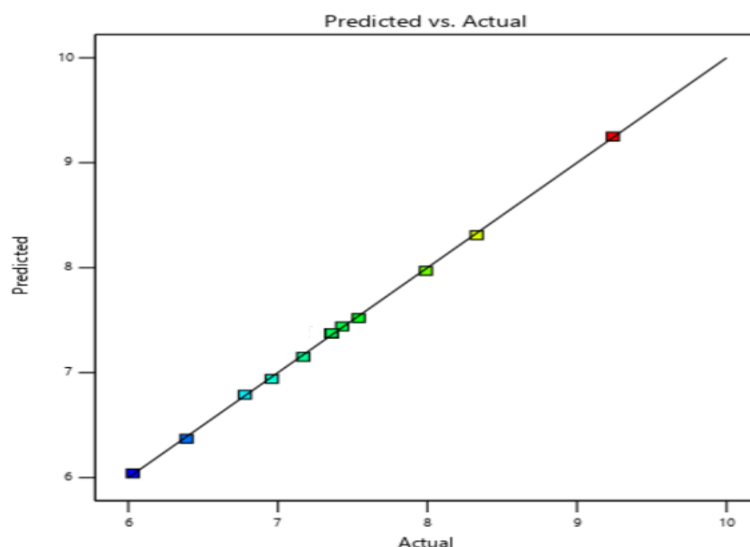


Figure IV.3 : Corrélation des valeurs mesurés et estimés du le rendement (η)

VI.4.3 Évolution du travail net du cycle (Wnet) en fonction de P_2 , P_5 et η_T

Le tableau IV.6 présente une analyse de la variance ANOVA afin de connaître les facteurs et les interactions qui ont un effet significatif. Les résultats de cette expérience sous forme d'ANOVA sont présentés. C'est un test qui compare une variance de terme avec une variance résiduelle. Les termes individuels dans le modèle ont un effet important sur la réponse.

Tableau IV.6 : Analyse de la variance ANOVA pour le travail net du cycle (Wnet)

Source	SCE	ddl	CM	F-valeur	Prob.	Cont. %	Remarque
Model	2,46E+05	9	27283,45	2,17E+06	< 0.0001	-	Significatif
P_2	4,02	1	4,02	320,27	< 0.0001	0.0016	Significatif
P_5	0,7362	1	0,7362	58,66	0,0006	0.0002	Significatif
η_T	0,4708	1	0,4708	37,52	0,0017	0.0001	Significatif
$P_2 \times P_5$	49,61	1	49,61	3953,56	< 0.0001	0.02	Significatif
$P_2 \times P_5$	349,92	1	349,92	27884,25	< 0.0001	0.1422	Significatif
$P_5 \times \eta_T$	110,41	1	110,41	8798,56	< 0.0001	0.0448	Significatif
P_2^2	157,44	1	157,44	12546,35	< 0.0001	0.064	Significatif
P_5^2	4,48	1	4,48	357,02	< 0.0001	0.0018	Significatif
η_T^2	0,5506	1	0,5506	43,87	0,0012	0.0002	Significatif
Erreur	0,0627	5	0,0125	-	-	-	-
Total	2,46E+05	14	-	-	-	-	-

Dans le Tableau 4, une « valeur F du modèle » de 2,17E+06 avec une « valeur P du modèle » de 0,0001 signifie que le modèle sélectionné est important et qu'il n'y a que 0,01 % de chance que la « valeur F du modèle » se produise en raison du bruit. Les résultats de la « valeur F » indiquent clairement que la multiplication de la pression d'entrée de la pompe et le rendement de la turbine ($P_5 \times \eta_T$) est le facteur le plus important par rapport aux autres facteurs, et que l'effet quadratique de la pression sortie de la turbine (P_2^2) a été considéré comme le deuxième facteur le plus important suivi de l'effet quadratique de la pression d'entrée de la pompe (P_5^2). Le pourcentage de la contribution donne une meilleure compréhension pour l'interprétation des résultats, qui prouve que l'interaction entre la pression sortie de la turbine et la pression d'entrée de la pompe ($P_2 \times P_5$) est de 0,142%, tandis que l'interaction ($P_5 \times \eta_T$) ne contribue que 0,044% et l'effet quadratique de la pression sortie de la turbine (P_2^2) a une contribution de 0,064%.

L'analyse montre que la combinaison pression de pompe et rendement de turbine domine la performance, tandis que les effets non linéaires des pressions et leurs interactions jouent un rôle mineur. Ces résultats guident l'optimisation du système en hiérarchisant les paramètres à ajuster.

Le graphique de probabilité normale des résidus du travail net du cycle (W_{net}) illustré dans la figure (IV.4), et indiqué que les résidus se trouvent très proche par rapport la ligne droite de la normalité, prouve que les limites mentionnées dans le modèle du premier degré sont les seuls facteurs significatifs. La normalité semble acceptable en plus les coefficients de corrélation très élevés.

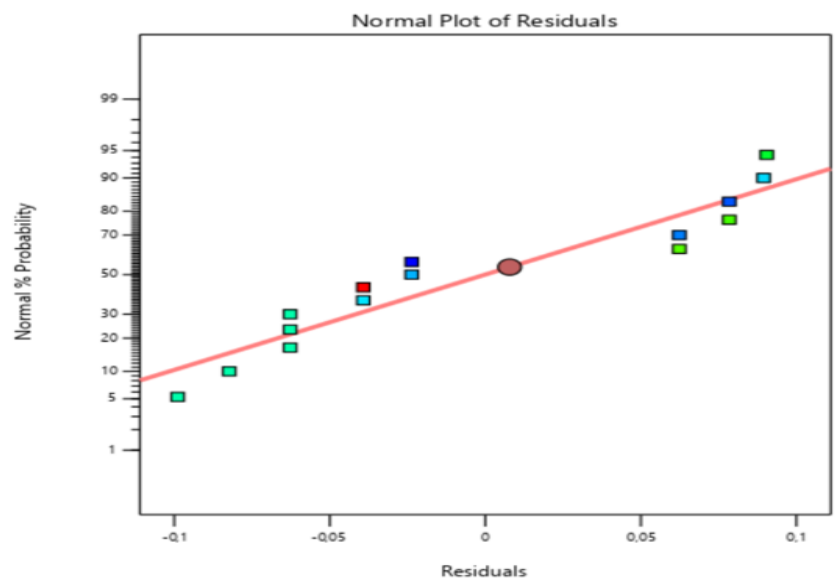


Figure IV.4 : Probabilités normales des résidus du travail net du cycle (W_{net})

VI.4.4 Analyse de régression pour le travail net du cycle (W_{net}) en fonction de P_2 , P_5 et η_T

L'équation du modèle de prédiction du travail net du cycle (W_{net}) en fonction des **facteurs réels** et leurs interactions qui ont un effet significatif, est la suivante :

$$W_{net} = 369,53 + 0,96P_2 - 0,745P_5 - 2,21\eta_T - 0,0017 P_2 * P_5 - 0,024P_2 * \eta_T + 0,018 P_5 * \eta_T - 0,0016 P_2^2 + 0,00052P_5^2 \quad (IV.8)$$

L'analyse de régressions multiples du travail net du cycle (W_{net}) en fonction des (P_2 , P_5 et η_T) et leurs interactions qui ont un effet significatif donne l'équation du modèle (IV.8) en termes de **facteurs codés** avec un coefficient de détermination ($R^2 = 99.99\%$).

La valeur du coefficient de détermination R^2 pour le modèle de la rendement égale à 0.9999. Cela signifie que 99.99% des variations du niveau du travail net du cycle (W_{net}) sont expliquées

par ce modèle et que 1% restent par conséquent inexpliquées (incertain). La valeur du coefficient de détermination ajusté de ce modèle du travail net du cycle (W_{net}) est $R^2_{ajusté}=99.98\%$. Il représente une correction du R^2 qui permet de prendre en compte le nombre de variables utilisées dans le modèle. Ces deux coefficients montrent une bonne corrélation entre ce modèle et les données de simulation. La Figure IV.5 montre une comparaison entre les valeurs estimée du rendement par les équations du modèle développé et les valeurs observées.

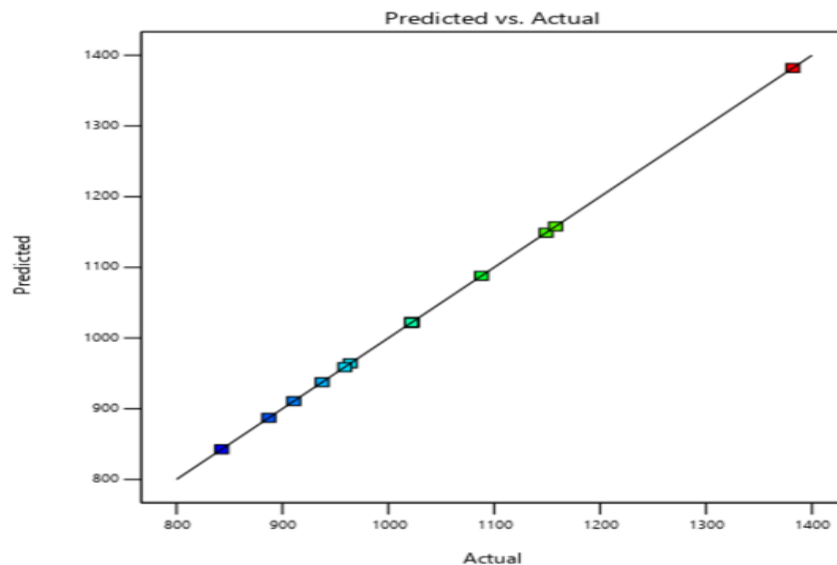


Figure IV.5 : Corrélation des valeurs mesurés et estimés du travail net du cycle (W_{net})

IV.4.5 3D Surfaces de réponses

Le MSR permet de visualiser un tracé tridimensionnel (3D), illustrant la réponse du processus en fonction de deux paramètres mais en gardant les autres paramètres constants. Les graphiques de surface 3D de différentes interactions telles que P_2 , P_5 et η_T sont présentés à la Figure (IV.6 et IV.7) pour le rendement (η) et à les figure (IV.8 et IV.9) pour travail net du cycle (W_{net}). La Figure IV.6 montre la variation du rendement (η) avec la pression sortie de la turbine (P_2) et le rendement de la turbine (η_T). Les résultats montrent que lorsque P_2 augmente, le rendement global du système diminue progressivement (passant d'environ 6 à 9 sur l'échelle verticale). Cette baisse s'explique par le fait qu'une pression de sortie plus faible permet une détente plus complète dans la turbine, maximisant ainsi le travail récupéré. Par ailleurs, bien que non directement visible sur la figure, le rendement de la turbine (η_T) joue un rôle crucial : des valeurs élevées (jusqu'à 90 %) compensent partiellement la réduction de performance liée à l'augmentation de P_2 .

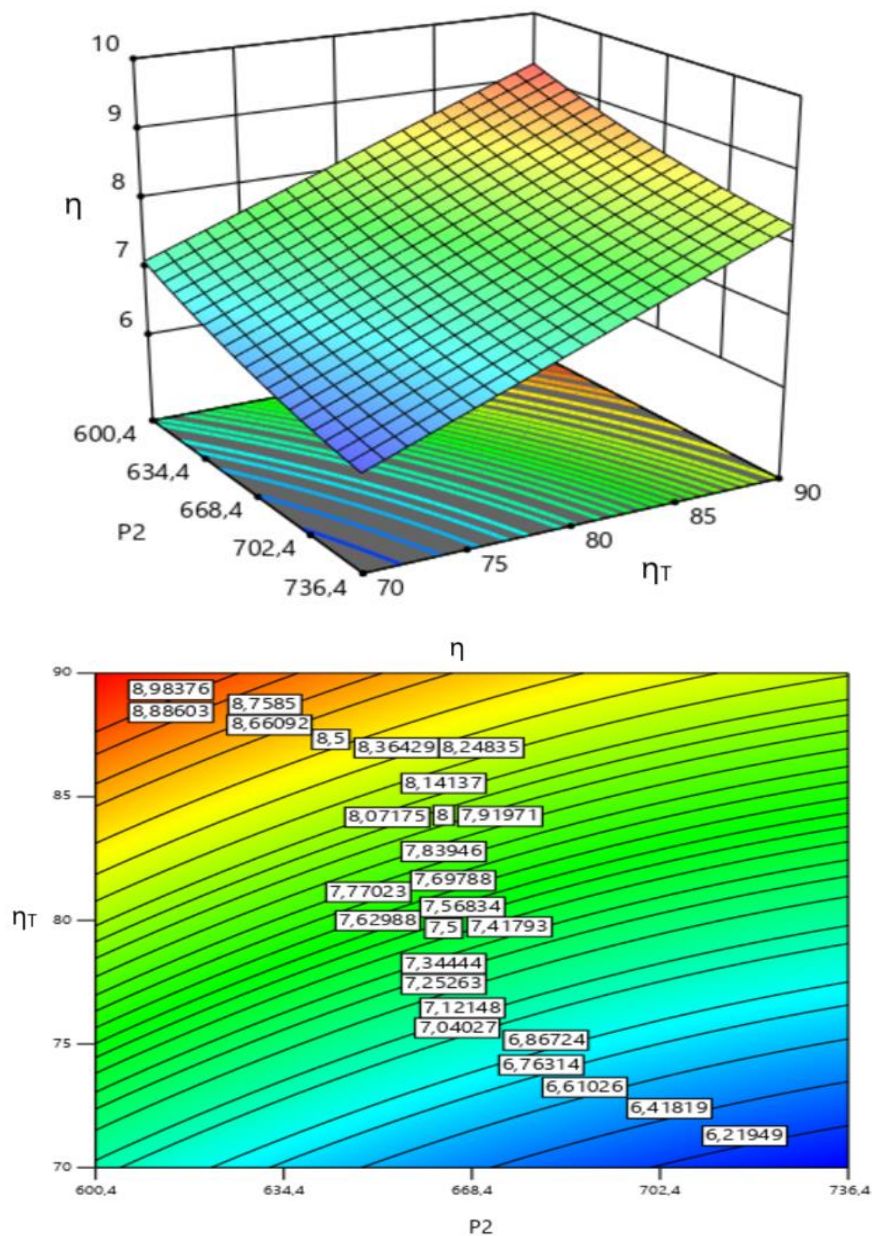


Figure IV.6 Effet de la pression sortie de la turbine (P_2) et le rendement de la turbine (η_T) sur le rendement (η)

La Figure IV.7 montre la variation du rendement (η) avec la pression d'entrée de la pompe (P_5) et le rendement de la turbine (η_T). On remarque qu'il y a une relation inverse entre la pression P_5 et la performance du système : lorsque P_5 augmente (de 1650 à 1750 kPa), le rendement diminue (passant d'environ 6 à 9). Cette tendance s'explique par le fait qu'une pression plus élevée à l'entrée de la pompe nécessite un travail de compression plus important, ce qui réduit le travail net disponible. Cette visualisation confirme que pour maximiser l'efficacité du système, il est préférable de maintenir une pression P_5 modérée (proche de 1650 kPa dans ce cas) tout en utilisant une turbine à haut rendement (η_T élevé).

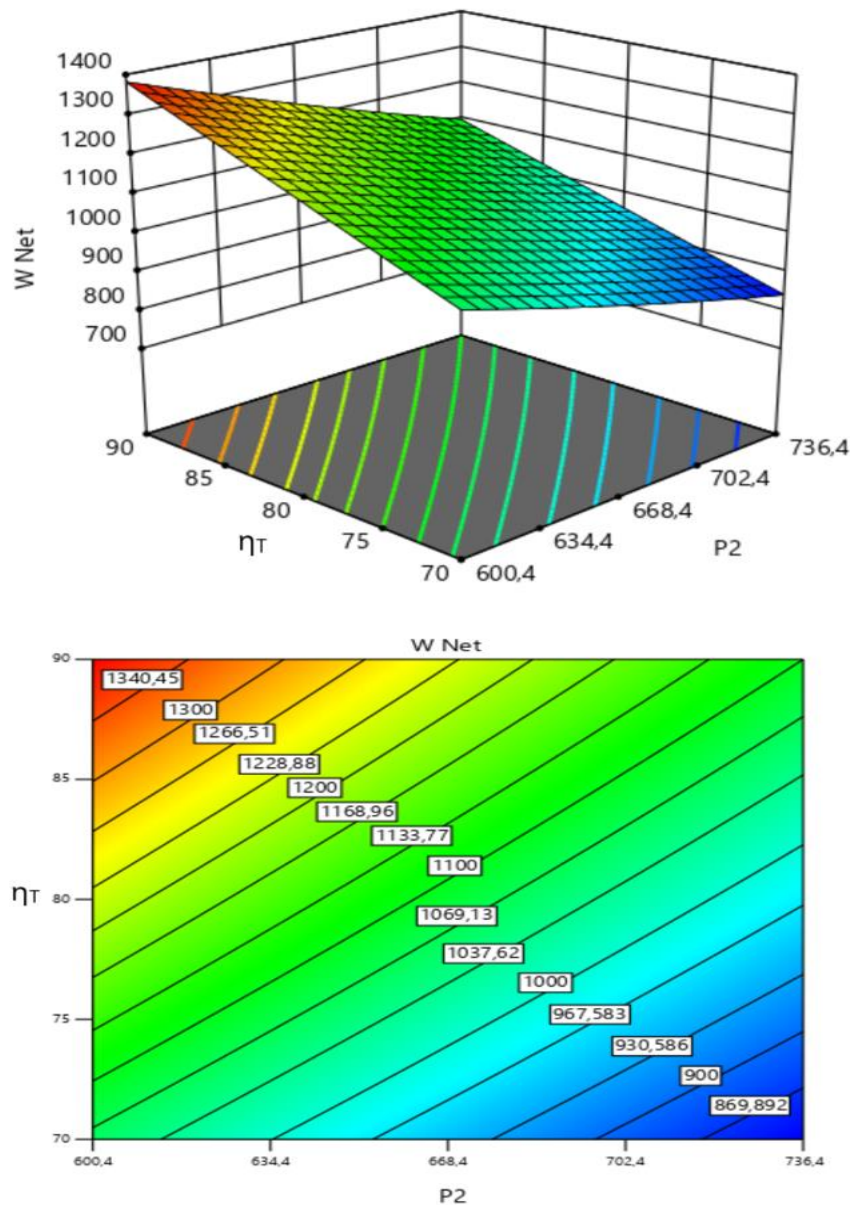


Figure IV.8 : Effet de la pression sortie de la turbine (P_2) et le rendement de la turbine (η_T) sur le travail net du cycle (W_{net})

La figure IV.9 présente la variation du travail net du cycle (W_{net}) avec la pression d'entrée de la pompe (P_5) et le rendement de la turbine (η_T). On observe que le travail net, diminue progressivement lorsque la pression P_5 augmente de 1650 à 1750 kPa, une tendance attribuable à l'accroissement du travail de pompage nécessaire à des pressions plus élevées. Parallèlement, pour chaque niveau de pression P_5 , le travail net s'améliore significativement avec l'augmentation du rendement de la turbine (η_T variant de 70% à 90%). La configuration optimale, combinant la pression la plus basse (1650 kPa) et le rendement de turbine le plus élevé (90%), permet d'atteindre le travail net maximal (environ 1400 unités). À l'inverse, la

combinaison la moins favorable (1750 kPa et $\eta_T=70\%$) produit le travail net minimal (environ 700 unités).

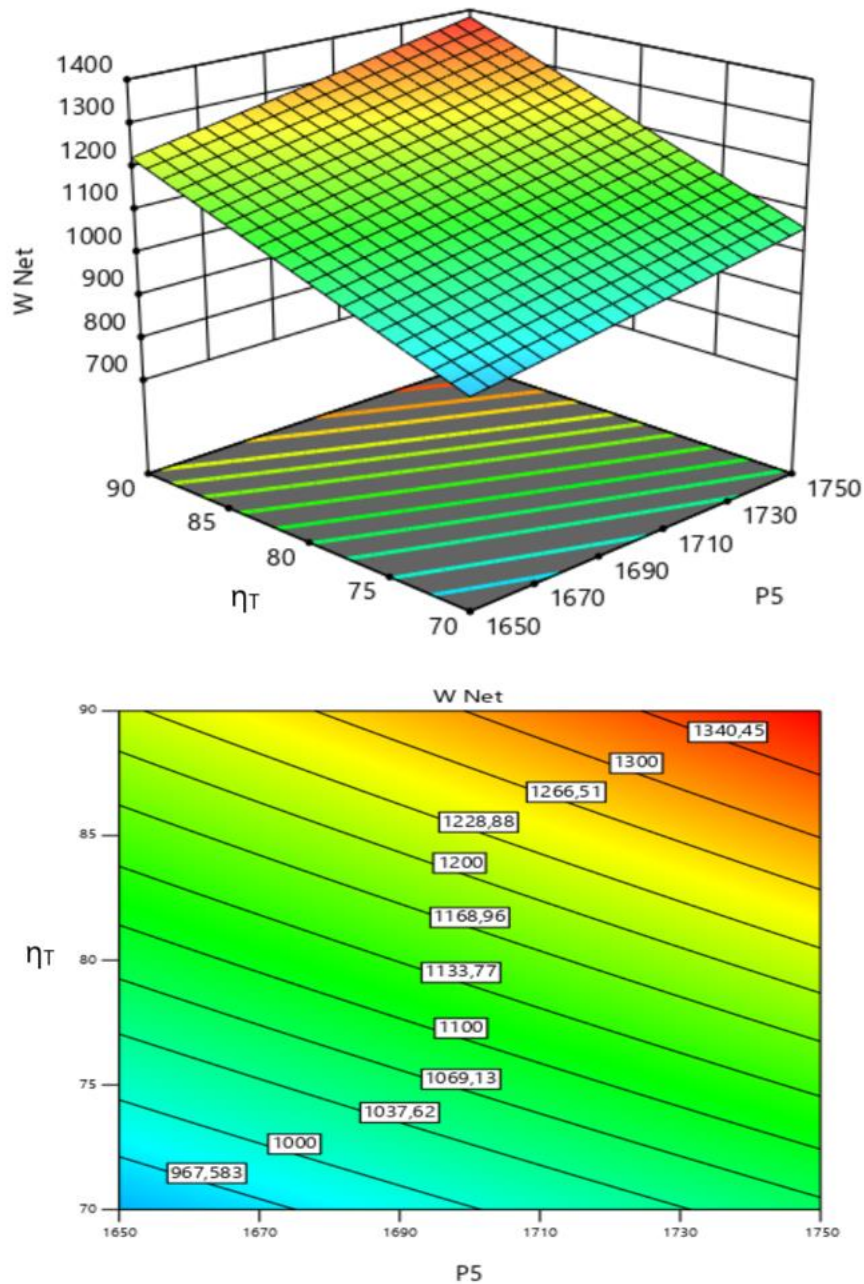


Figure IV.9 : Effet de la pression d'entrée de la pompe (P_5) et le rendement de la turbine (η_T) sur le travail net du cycle (W_{net})

IV.5 Optimisation les caractéristiques du cycle ORC

La dernière technique d'optimisation simultanée de plusieurs réponses d'un système est la fonction de désirabilité. Cette fonction permet d'imposer des critères supplémentaires tels que les limites inacceptables et la sévérité avec laquelle la réponse doit rester près de la zone désirée. En partant de plusieurs équations exprimant des réponses différentes et ayant des facteurs

communs, il s'agit de synthétiser ces fonctions en une seule, nommée la réponse composite ou désirabilité. Par la suite, il suffit de l'optimiser par les techniques habituelles de surface de réponse. Une telle méthode devient pratiquement nécessaire lorsque l'analyse comporte plus de trois facteurs [11]. Notre objectif est de trouver les valeurs optimales des caractéristiques du cycle ORC (P_2 , P_5 et η_T) produire le plus grand le rendement (η) avec maximum le travail net du cycle (W_{net}) afin d'améliorer les performances du système solaire à cycle organique de Rankine (ORC). Compte tenu de la planification du plan d'expérience, nous déterminerons des équations de prédiction à partir des équations générées, qui permettent de prédire les résultats pour un ensemble de réglages choisis. De même, il est possible de trouver les réglages correspondants aux réponses optimales. Dans notre travail, ceci revient à l'optimisation simultanée des réponses (η et W_{net}) illustré par le système suivant :

$$DF = \left(\prod_{i=1}^n d_i^{w_i} \right)^{\frac{1}{\sum_{j=1}^n w_j}} \quad (IV.11)$$

$$F(x) = -DF$$

Dans l'équation (VI.11) w_i , d_i et i sont des variables ciblées par l'utilisateur en fonction de leur expérience permettant à celui-ci d'indiquer les limites de la fonction de désirabilité autour de la valeur cible (T_i) pour une réponse i .

- Pour atteindre une valeur spécifique de T_i , la fonction élémentaire de désirabilité d_i calculé par les équations suivantes :

$$\begin{aligned} di &= 0 & \text{Si} & Y_i \leq Min_i \\ di &= \left[\frac{Y_i - Min_i}{T_i - Min_i} \right] & \text{Si} & Min_i \leq Y_i \leq T_i \\ di &= \left[\frac{Y_i - Max_i}{T_i - Max_i} \right] & \text{Si} & T_i \leq Y_i \leq Max_i \end{aligned} \quad (IV.12)$$

$$di = 0 \quad \text{Si} \quad Y_i \geq Max_i$$

Les quantités Min_i et Max_i représentent les limites de désirabilité pour la réponse i . L'approche de la fonction de désirabilité repose en effet sur l'utilisation de la méthodologie de la surface de réponse pour la modélisation polynomiale de chaque réponse $Y_i(x)$, par une substitution des polynômes dans les équations (IV.12) et (IV.13), afin de faire encore une substitution par les désirabilités individuelles dans l'équation (IV.11). Finalement, il reste une seule fonction objective pour chercher la solution x , tout en maximisant la désirabilité totale $F(x)$.

- Pour une maximisation, la fonction élémentaire de désirabilité pour la réponse Y_i calculé par les équations suivantes :

$$\begin{aligned}
di &= 0 \quad \text{Si} \quad Y_i \leq \text{Min}_i \\
di &= \left[\frac{Y_i - \text{Min}_i}{\text{Max}_i - \text{Min}_i} \right] \quad \text{Si} \quad \text{Min}_i \leq Y_i \leq \text{Max}_i \quad (\text{IV.13}) \\
di &= 1 \quad \text{Si} \quad Y_i \geq \text{Max}_i
\end{aligned}$$

- Pour une minimisation, la fonction élémentaire de désirabilité pour la réponse Y_i calculé par les équations suivantes :

$$\begin{aligned}
di &= 1 \quad \text{Si} \quad Y_i \leq \text{Min}_i \\
di &= \left[\frac{\text{Max}_i - Y_i}{\text{Max}_i - \text{Min}_i} \right] \quad \text{Si} \quad \text{Min}_i \leq Y_i \leq \text{Max}_i \quad (\text{IV.14})
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
di &= 0 \quad \text{Si} \quad Y_i \geq \text{Max}_i \\
D &= \frac{\sum_{i=1}^p w_i \cdot |d_i(Y_i) - d_i(T_i)|}{p} \quad (\text{IV.15})
\end{aligned}$$

Avec :

- $d_i(Y_i)$ est la désirabilité individuelle pour la réponse Y_i
- $d_i(T_i)$ est la désirabilité individuelle ciblée T_i pour chaque réponse

Pour refléter la différence possible dans l'importance des différentes réponses, la dernière innovation consiste à peser les réponses, et donc donner les degrés d'importance correspondants à chaque réponse selon l'importance d'une réponse par rapport aux autres. Ainsi, dans notre étude la fonction de désirabilité globale sera évaluée par l'entremise de l'équation (IV.15), où le degré d'importance W_i sont tels que :

$$\sum_{i=1}^p w_i = 1 \quad (\text{IV.16})$$

Où :

W_i est le degré d'importance pour chaque réponse individuelle.

Voici une synthèse de cette technique d'optimisation simultanée de plusieurs réponses employée dans ce chapitre :

- À partir des estimations, Y_i , déterminer les fonctions élémentaires de désirabilité, d_i , en chaque point du plan d'expérimentation pour chaque réponse, selon qu'il s'agira d'un problème de maximisation ou d'une minimisation à l'aide des équations (IV.13) ou (IV.14).
- Évaluer la fonction de désirabilité globale en chaque point du plan de simulation, pour chaque réponse à l'aide de l'équation (IV.15).

Les contraintes utilisées pendant le processus d'optimisation sont illustrées dans le tableau IV.7. Les solutions optimales sont rapportées dans le tableau (IV.8) par ordre de niveau décroissant de désirabilité. La valeur de désirabilité 1 correspond à la meilleure valeur du rendement avec maximum travail net du cycle (W_{net}) dans la gamme des caractéristiques du diffuseur indiquée.

Tableau IV.7 : Contraintes du processus d'optimisation

Conditions	Objective	Lower limit	Upper limit	Importance
P_2 (kpa)	in range	600,4	736,4	3
P_5 (kpa)	in range	1650	1750	3
η_T (%)	in range	70	90	3
η ((%)	Maximale	6,03	9,24	3
W_{net} (W)	Maximale	842,6	1382	3

Le problème revient à maximiser la fonction de désirabilité (D) qui est la fonction objective sous les contraintes des variables. Le tableau suivant illustre les réglages optimums des caractéristiques de la turbine à gaz.

Tableau IV.8 : Les solutions optimales

N°	P_2 (kpa)	P_5 (kpa)	η_T (%)	η (%)	W_{net} (W)	Désirabilité	Remarks
1	600,4	1749,991	89,999	9,25	1382,007	1	<u>Selected</u>
2	600,435	1749,576	90	9,248	1381,259	0,999	
3	600,996	1749,999	90	9,243	1380,663	0,999	
4	600,401	1750	89,913	9,24	1380,628	0,999	
5	600,401	1748,977	90	9,245	1380,352	0,999	

Le tableau IV.9 montre les intervalles de prévision optimale des réponses correspondant aux conditions optimales des caractéristiques du diffuseur dans le tableau IV.8. Le graphique de la solution optimal désiré est donné dans la figure V-9. Cette figure montre la valeur maximale de désirabilité et les valeurs des caractéristiques du cycle ORC (P_2 , P_5 et η_T) pour obtenir les meilleures valeurs des performances du cycle ORC le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net}).

Tableau IV.9 : Les intervalles de prévision optimale des réponses (η_{th} et W_{net}).

Réponse	Prédiction	95% IC Min	95% IC Max	95% IP Min	95% IP Max
Rendement (%)	9,24965	9,17856	9,32073	9,04321	9,45609
W_{net} (w)	1382,01	1381,72	1382,29	1381,18	1382,83

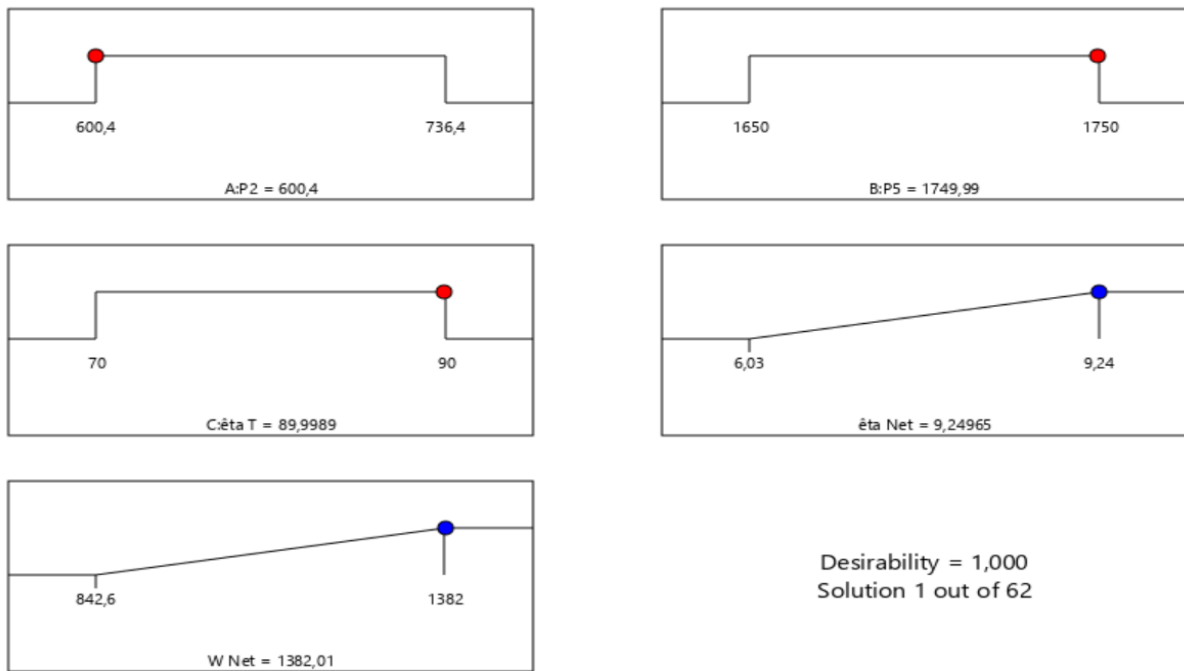


Figure IV.10 : Diagramme d'optimisation de réponses multiples du le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net})

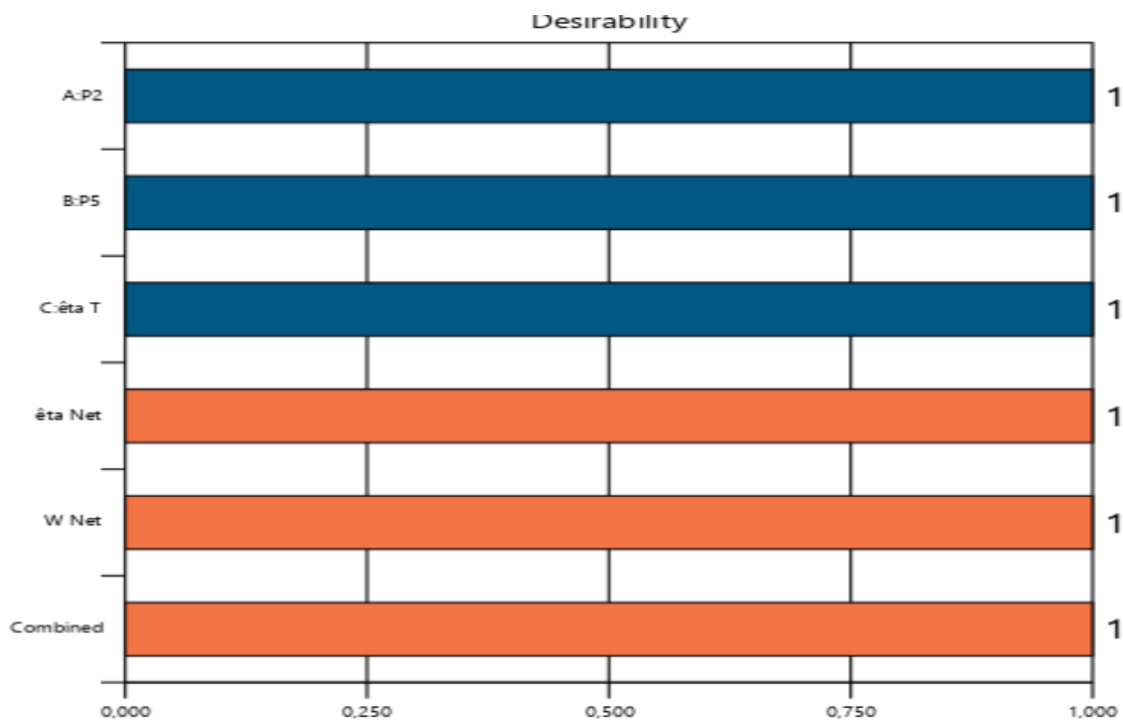


Figure IV.11 : Diagramme de désirabilité du le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net})

IV.6 Conclusions

Dans ce chapitre, la méthodologie des surfaces de réponse (MSR) a été utilisée pour étudier et analyser les performances d'un système solaire à cycle organique de Rankine (ORC) étudier

et leurs interactions qui ont un effet statiquement significatif lors des essais de simulation, des modèles de régressions multiples sont associés à l'optimisation la fonction désirabilité. L'objectif principal de cette étude est de déterminer les caractéristiques du cycle ORC optimale afin améliorer les performances du système solaire étudiée, le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net}).

. Les conclusions de ce chapitre sont les suivantes :

- L'interaction entre la pression d'entrée de la pompe et le rendement de la turbine ($P_5 \times \eta_T$) est le facteur le plus important par rapport aux autres facteurs sur le rendement,
- Le pourcentage de la contribution donne une meilleure compréhension pour l'interprétation des résultats, qui prouve que l'interaction à deux niveaux de la pression d'entrée de la pompe et le rendement de la turbine ($P_5 \times \eta_T$) est le plus influant sur le rendement (η) avec une contribution de 0,255%.
- D'une manière générale l'interaction à deux niveaux de la pression sortie de la turbine et la pression d'entrée de la pompe ($P_2 \times P_5$) sont les paramètres prépondérants qui affectent le travail net du cycle (W_{net}).
- Les essais de normalité sur les résidus des modèles de régression linéaire multiples s'assurent que les modèles ont extrait toute l'information applicable à partir des essais de simulations, et ces derniers valident également l'adéquation des modèles développés.
- En comparant les valeurs de simulation et prédites le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net}), on remarque qu'ils sont en bonne corrélation.
- Les valeurs optimales caractéristiques du système solaire à cycle organique de Rankine (ORC) pour obtenue le plus grand le rendement (η) avec maximum travail net du cycle (W_{net}) sont : la pression sortie de la turbine (P_2), 600.4 (kap) ; la pression d'entrée de la pompe (P_5), 1749,99 (kap) et le rendement de la turbine (η_T), 89,99% ; avec le rendement (η) estimée de 9,25 % et travail net du cycle (W_{net}) de 1382 W.

CONCLUSION GENERALE

Dans cette mémoire, la méthodologie des surfaces de réponse (MSR) a été utilisée pour étudier et analyser les performances d'un système solaire à cycle organique de Rankine (ORC) et leurs interactions qui ont un effet statistiquement significatif lors des essais de simulation, des modèles de régressions multiples sont associés à l'optimisation la fonction désirabilité. L'objectif principal de cette étude est de déterminer les caractéristiques du cycle ORC optimale afin améliorer les performances du système solaire étudiée, le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net}).

. Les conclusions de cette étude sont les suivantes :

- L'interaction entre la pression d'entrée de la pompe et le rendement de la turbine ($P_5 \times \eta_T$) est le facteur le plus important par rapport aux autres facteurs sur le rendement,
- Le pourcentage de la contribution donne une meilleure compréhension pour l'interprétation des résultats, qui prouve que l'interaction à deux niveaux de la pression d'entrée de la pompe et le rendement de la turbine ($P_5 \times \eta_T$) est le plus influant sur le rendement (η) avec une contribution de 0,255%.
- D'une manière générale l'interaction à deux niveaux de la pression sortie de la turbine et la pression d'entrée de la pompe ($P_2 \times P_5$) sont les paramètres prépondérants qui affectent le travail net du cycle (W_{net}).
- Les essais de normalité sur les résidus des modèles de régression linéaire multiples s'assurent que les modèles ont extrait toute l'information applicable à partir des essais de simulations, et ces derniers valident également l'adéquation des modèles développés.
- En comparant les valeurs de simulation et prédites le rendement (η) et le travail net du cycle (W_{net}), on remarque qu'ils sont en bonne corrélation.
- Les valeurs optimales caractéristiques du système solaire à cycle organique de Rankine (ORC) pour obtenir le plus grand le rendement (η) avec maximum travail net du cycle (W_{net}) sont : la pression sortie de la turbine (P_2), 600.4 (kap) ; la pression d'entrée de la pompe (P_5), 1749,99 (kap) et le rendement de la turbine (η_T), 89,99% ; avec le rendement (η) estimée de 9,25 % et travail net du cycle (W_{net}) de 1382 W.

Références bibliographiques

- [1] https://energyeducation.ca/encyclopedia/Rankine_cycle
- [2] <http://www.enertime.com/fr/solutions/modules-orc.html>
- [3] : <https://direns.minesparis.psl.eu/Sites/Thopt/fr/co/cycles-orc.html#:~:text=Fluides%20pour%20cycles%20ORC>
- [4] Van Long LE. Étude de la faisabilité des cycles sous-critiques et supercritiques de Rankine pour la valorisation de rejets thermiques. Thèse de doctorat, l'Université de Lorraine. 2014.
- [5] https://www.researchgate.net/figure/Schema-dun-cycle-ORC-standard_fig22_275348140
- [6] https://www.researchgate.net/figure/Diagrammes-T-S-du-cycle-de-Rankine-sous-critique-et-super-critique_fig29_320944122
- [7] : https://www.researchgate.net/figure/Schema-du-cycle-ORC-avec-un-echangeur-interne-IHE-comme-recuperateur_fig12_317008791
- [8] <https://direns.minesparis.psl.eu/Sites/Thopt/fr/co/cycles-orc.html>
- [9] <https://www.zhaw.ch/storage/engineering/institute-zentren/iefe/PDFs/orc-final-paper-wec2011-2011-07-30.pdf>
- [10] Tchanche BF, Lambrinos G, Frangoudakis A, Papadakis G. Low-grade heat conversion into power using organic Rankine cycles—A review of various applications. *Renew Sustain Energy Rev* 2011;15:3963–79.
- [11] Vetter C, Wiemer H-J, Kuhn D. Comparison of sub-and supercritical Organic Rankine Cycles for power generation from low-temperature/low-enthalpy geothermal wells, considering specific net power output and efficiency. *Appl Therm Eng* 2013;51:871–9.
- [12] Song J, Gu C-w. Parametric analysis of a dual loop Organic Rankine Cycle (ORC) system for engine waste heat recovery. *Energy Convers Manag* 2015;105: 995–1005.
- [13] F. Louvet, L. Delplanque, Les Plans d'Expériences par la méthode Taguchi, Expérimentique, (2005).
- [14] W.Y. Fowlkes and C.M. Creveling, *Ingenerate robust* (1998).
- [15] A. Dean, *Design and Analysis of Experiments* (2000).
- [16] D.C. Montgomery, *Design and analysis of experiments*, 5thed: Wiley & Sons Inc; New York (2001).
- [17] J. Goupy, *Plans d'expériences pour surface de réponse* (1999).
- [18] J.J. Driesbeke, J. Fine, *Plans d'expériences. Applications à l'entreprise* (1997).
- [19] D. Byeng and K.A.K Youn, *A new response surface methodology for reliability-based design optimization*, *Computers and Structures* (2003).

- [20] X. Guan and R. Melchers, Effect of response surface parameter variation on structural reliability estimates. *Structural Safety*, tome 23: pp. 429 – 444 (2001).
- [21] K. Onur and D. Necip, Joint optimization of mean and standard deviation using response surface methods, *Journal of Quality Technology*, tome 35, n°3 (2003).
- [22] G.E.P. Box and K.B. Wilson, on the experimental design for attainment of optimum conditions, *Journal of the Royal Statistical Society*, tome Series B 13, pp. 1–45 (1951).
- [23] M. Quesada, E. Del-Castillo, A bayesian approach for multiple response surface optimization in the presence of noise variables. *Journal of applied statistics*, tome 31, no 3: pp. 251–270, (2004).
- [24] . Allen, Low-cost response surface methods applied to the design of plastic fasteners, *Quality Engineering*, Volume 12, tome 12, N° 4: pp. 583–591(2000).
- [25] D. Bursztyna, Comparison of designs for computer experiments. *Journal of Statistical Planning and Inference*, In press, (2004).
- [26] M. Trosset, N. Alexandrov, New methods for robust design using computer simulation, *Proceedings of the Section on Physical and Engineering Sciences*, American Statistical Association (2003).
- [27] P. Besse, *Pratique de la modélisation Statistique* (2003).
- [28] D. Benoist, Y. Tourbier, *Plans d'expériences: construction et analyse* (1994).
- [29] C. Yann and P. Siarry, *Optimisation multiobjectif*, Editions Eyrolles paris, (2002).
- [30] E.C. Harrington, The desirability function, *IQC* 21 (1965).
- [31] G. Derringer, Simultaneous optimization of several response variables, *JQT*, tome 12 (1980).
- [32] E.D. Castillo, Modified desirability function for multiple response optimizations, *JQT*, tome 28 (1996).
- [33] C. Ch'ng, A new approach for multiple response optimizations, *Quality Engineering* (2005).
- [34] A.I. Khuri and J. Cornell, *Response Surface Design and Analysis*, Marcel Dekker, New York (1987).
- [35] " EES Engineering Engineering Equation Solver Notions de base ", école polytechnique Montréal, September 2018.
- [36] " EES Engineering Equation Solver Pour Microsoft Windows ", S.A.Klein et F.L. Alvarado. 1198.