



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
جامعة قاصدي مرباح ورقلة
كلية العلوم التطبيقية
قسم الهندسة الميكانيكية

مذكرة تخرج لنيل درجة الماستر
الشعبة: هندسة ميكانيكية
التخصص: طاقة
مقدمة من طرف:
شاوش أنور
بوصبيح صالح عبد الفتاح
الموضوع:

مقاربة لتحسين تصميم المباني باستخدام المحاكاة المدمجة

أمام لجنة المناقشة المكونة من:

الاسم واللقب	الرتبة	الصفة
عبد الغني بوبكري	استاذ	رئيس اللجنة
محمد مبروك دريد	استاذ محاضر	ممتحن
حسين بلحية	أستاذ محاضر	مشرف

السنة الجامعية 2022/2021



Peoples Democratic Republic of Algeria
Ministry of Higher Education and
Scientific Research
University of Kasdi Merbah Ouargla
Faculty of Applied Sciences
Department of Mechanical Engineering



Memory

Presented for the Graduation of Master

Specialty: Mechanical Engineering

Option: Energy

Presented by:

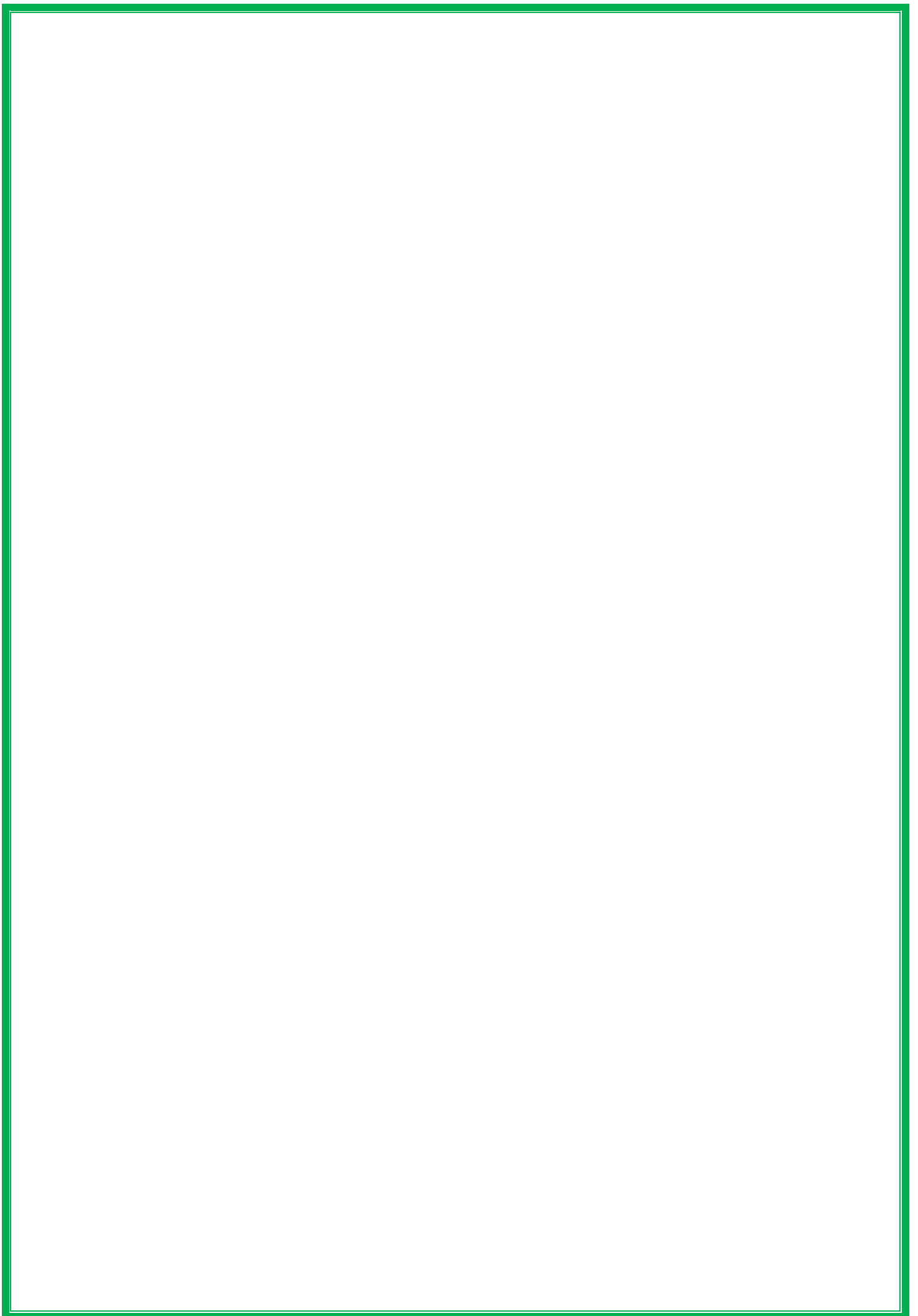
CHAOUCHE ANOUAR

BOUSBIA SALAH ABD EL FATAH

Theme:

An Approach for Building Design Optimization using Co Simulation

University year 2021 / 2022



الشكر

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

"قُلْ اَعْمَلُوا فَسَيَرَى اللَّهُ عَمَلَكُمْ

وَرَسُولُهُ وَالْمُؤْمِنُونَ"

صدق الله العظيم

لحمد لله الذي بنعمته تتم
الصالحات، وبفضله تنزل الخيرات
والبركات وبتوفيقه تتحقق المقاصد
والغايات.

قبل كل شيء نشكر الله عز وجل على
إعطائنا الشجاعة والصبر والتوفيق

في إتمام هذا العمل

وفي نهاية هذا العمل نود أن

نشارك تجربتنا بامتناننا العميق

وشكرنا الصادق لمشرفنا

الدكتور بلحية حسين على مساهمته

في تطوير هذا العمل

كما نود أن نشكر

جميع مدرسينا في قسم الهندسة

الميكانيكية

الإهداء :

أهدي هذا العمل المتواضع :
إلى أعز الناس إلي في الدنيا :
أمي وأبي وجدتي الغالية وجدتي
الغالي رحمه الله .

إلى إخوتي وأخواتي الأعزاء ،
وخالاتي وخالي العزيز ، وعمتي
وأعمامي ، وإلى أسرتي الكبيرة
"شاوش"

وإلى جميع أحبائي وأصدقائي
وكل من ساهم في نجاح هذا عمل .

شاوش أنور

الإهداء :

الحمد لله وكفى والصلاة على
الحبيب المصطفى وأهله ومن وفى
أما بعد

الحمد لله الذي وفقني لتثمين هذه
الخطوة في مسيرتي الدراسية
بمذكرتنا هذه ثمرة النجاح
بفضله تعالى أهدي عملي هذا :

الى أبي وأمي حفظهما الله
وأدامهما نورا لدربي ولكل
العائلة الكريمة التي ساندتني
ولا تزال تدعمني من أخوة وأخوات
الى كل من علمني حرفا في هذه
الدنيا

إلى شهداء فلسطين الأبرار
الى جميع أصدقائي الأوفياء
إلى كل من لهم أثر على حياتي
وأحبهم قلبي.

بوصبيع صالح عبد الفتاح

ملخص

على مدى العقد الماضي شهدنا في الجزائر مشاريع متعددة ومكثفة من المباني التي تستهلك الكثير من الطاقة (الطاقة المفرطة)، والتي لا تخضع للأسف إلى أي متطلبات تنظيمية من حيث الراحة الحرارية وكفاءة الطاقة. إن معايير الهندسة والتصميم في الجزائر لا تخضع إلا للمتطلبات العملية ولا يعتبر النظام المعماري وبعد الطاقة للمشروع دائما مهم مما يؤدي إلى مباني غير مريحة ومستهلكة للطاقة.

إستهلاك الطاقة هو حقيقة واقعة في المبنى بسبب تأثيرها على البيئة والفواتير للسكان، يعتبر جزءا هاما للحد من استهلاك الطاقة واتخاذ الإجراءات اللازمة لتحسين كفاءة استخدام الطاقة في المباني. هذه الكفاءة التي يمكن تحقيقها إلا عن طريق تحسين تصميم المباني مع الأخذ في الاعتبار مناخ المنطقة.

وللتقييم من منظور المباني الفعالة في استخدام الطاقة والراحة الحرارية، حاولنا دراسة مدى تعقيد كفاءة استخدام الطاقة من أجل خفض الإستهلاك المفرط لطاقة في المباني من خلال تعلم الآلة، بإنشاء برنامج يدمج جميع المكونات الرئيسية للمبنى وإجراء العديد من المحاكاة المتعددة وإيجاد أفضل تصميم للحد من استهلاك الطاقة بالنسبة للتدفئة والتبريد لا اعتبارهم أهم مستهلك للطاقة في المبنى.

Abstract

Over the past decade we have witnessed in Algeria multiple and intensive projects of buildings that consume a lot of energy (excessive energy), which unfortunately are not subject to any regulatory requirements in terms of thermal comfort and energy efficiency. The engineering and design standards in Algeria are only subject to practical requirements and are not considered the architectural system and the energy dimension of the project are always important, which leads to uncomfortable and energy-consuming buildings.

Energy consumption is a reality in the building because of its impact on the environment and the bills for the residents, it is an important part to reduce energy consumption and take action to improve the energy efficiency of buildings. This efficiency can only be achieved by improving the design of the buildings taking into account the climate of the region.

To evaluate from the perspective of energy-efficient buildings and thermal comfort, we tried to study the complexity of energy efficiency in order to reduce excessive energy consumption in buildings through machine learning, by creating a program that integrates all the major components of the building and perform many multiple simulations and find the best design to reduce energy consumption For heating and cooling as they are the most important energy consumers in the building.

الفهرس

1.....	مقدمة عامة
الفصل الأول I: إشكالية البحث ومنهجية الدراسة	
2.....	1.I مقدمة
2.....	2.I أهمية البحث
2.....	3.I هدف البحث
2.....	4.I الإشكالية
2.....	5.I دراسات مرجعية
3.....	6.I منهجية البحث
3.....	7.I النتائج المرتقبة
الفصل الثاني II: إستهلاك الطاقة	
4.....	1.II مقدمة
4.....	2.II حالة الطاقة في العالم
4.....	1.2.II التقرير العالمي
5.....	2.2.II إستهلاك الطاقة في القطاع السكني
5.....	3.II الاستثمار والتمويل العالمي للمباني المستدامة
6.....	1.3.II السياسة المستدامة في تشييد المباني
6.....	2.3.II مساهمة محددة وطنيا (NDC)
7.....	3.3.II رموز طاقة البناء
8.....	4.3.II شهادة الطاقة للمباني
8.....	4.II سياق الطاقة في الجزائر
9.....	1.4.II إستهلاك الطاقة في الجزائر
10.....	2.4.II إستهلاك الكهرباء في الجزائر
10.....	3.4.II إستهلاك الطاقة في القطاع السكني في الجزائر
11.....	4.4.II إستهلاك الطاقة في ورقلة
11.....	5.4.II إستهلاك الكهرباء
11.....	5.II البرنامج الوطني الجديد لكفاءة الطاقة (2016-2030)
11.....	1.5.II مجالات تدخل البرنامج
13.....	2.5.II البرامج الوطنية لإدارة الطاقة
13.....	6.II تقنيات البناء في الجزائر

13.....	1.6.II مواد بناء.....
14.....	7.II تصنيف المباني ذات كفاءة الطاقة.....
14.....	1.7.II بناء باستهلاك منخفض للطاقة (طاقة منخفضة).....
14.....	2.7.II المباني السلبية.....
14.....	3.7.II المباني المستقلة.....
14.....	4.7.II لطاقة الصفرية أو المباني ذات الطاقة الإيجابية.....
14.....	8.II مثال لمبنى ذات طاقة إيجابية.....
15.....	9.II الخاتمة.....

الفصل الثالث III: التعلم الآلي

16.....	1.III مقدمة.....
16.....	2.III المكونات الرئيسية لتعلم الآلة.....
16.....	1.2.III البيانات (Data).....
17.....	2.2.III الميزات (Features).....
17.....	3.2.III الخوارزميات (Algorithms).....
17.....	1.3.2.III الانحدار الخطي Linear Regression.....
17.....	2.3.2.III شجرة القرار Decision tree Regression.....
18.....	3.3.2.III الانحدار العشوائي Random Forest Regression.....
19.....	3.III أنواع تعلم الآلة.....
19.....	3.III استخدام بايثون في تعلم الآلة Python for ML.....
19.....	1.3.III مزايا بايثون.....
20.....	2.3.III مكتبات python.....
21.....	3.3.III استخدام بايثون في محاكاة الأداء.....
22.....	4.III تقنيات التنبؤ باستهلاك الطاقة.....
23.....	1.4.III TRNSYS.....
23.....	1.1.4.III الواجهة الرسمية.....
24.....	2.1.4.III مبنى متعدد المناطق في TRNSYS (TRNBuild).....
25.....	2.4.III الشبكة العصبية (ANN).....
25.....	1.2.4.III تطبيق ANN على بيانات المحاكاة.....
26.....	5.III منهجية العمل.....
27.....	1.5.III اختيار المدخلات.....

28.....	2.5.III تحديد المدخلات
28.....	3.5.III صناعة المعطيات والمجالات
31.....	4.5.III النمذجة والمحاكاة
31.....	5.5.III تحليل البيانات
32.....	6.III خاتمة

الفصل الرابع IV: النتائج والمناقشة

33.....	1.IV مقدمة
33.....	2.IV التنبؤ بأحمال التدفئة والتبريد
33.....	1.2.IV المجموعة الأولى
35.....	2.2.IV المجموعة الثانية
38.....	3.2.IV المجموعة الثالثة
39.....	4.2.IV المجموعة الرابعة
41.....	3.IV خاتمة
42.....	خاتمة عامة

مراجع

قائمة الأشكال

- الشكل (1.II): الحصة العالمية من الطاقة والانبعاثات النهائية للبناء والتشييد عام 2019.....4
- الشكل (2.II): الاستهلاك النهائي للطاقة حسب مصدر الطاقة في القطاع العالمي.....5
- الشكل (3.II): الاستثمار العالمي في بناء كفاءة الطاقة، 2017.....6
- الشكل (4.II): معدل تغطية الانبعاثات حسب المساهمات المحددة وطنياً، 2017-18.....7
- الشكل (5.II): كود بناء الطاقة حسب الاختصاص، 2017-18.....7
- الشكل (6.II): برامج شهادات الطاقة حسب الولاية القضائية، 2017-18.....8
- الشكل (7.II): هيكل إنتاج الطاقة الأولية.....9
- الشكل (8.II): تطور استهلاك الكهرباء خلال الفترة 2008-2017.....10
- الشكل (9.II): إصلاح الاستهلاك النهائي في قطاع البناء.....10
- الشكل (10.II): استهلاك الكهرباء في مدينة ورقلة (الفترة: 2010-2015).....11
- الشكل (11.II): بيت الطاقة الإيجابية في فيلباخ.....15
- الشكل (1.III): مثال لتحليل متغيرات الانحدار الخطي.....17
- الشكل (2.III): شجرة قرار وحيدة.....18
- الشكل (3.III): آلية عمل الغابة العشوائية.....18
- الشكل (4.III): مكونات النموذج (Module).....18
- الشكل (5.III): الفرق بين التصنيف والانحدار.....19
- الشكل (6.III): مخطط عمل بايثون.....21
- الشكل (7.III): عجلة المحاكاة.....22
- الشكل (8.III): مثال على مشروع في Simulation Studio.....24
- الشكل (9.III): الواجهة الرسمية TRNBUILD.....25
- الشكل (10.III): رسم تخطيطي لشبكة عصبية (ANN).....26
- الشكل (11.III): مخطط يوضح سيرورة العمل.....27
- الشكل (12.III): معلمات الإدخال والإخراج للعمل.....28
- الشكل (13.III): مكونات الجدار.....28
- الشكل (14.III): نافذة بسيطة.....29
- الشكل (15.III): نافذة مزدوجة.....29
- الشكل (16.III): مثال توضيحي لمساحة نافذة.....30
- الشكل (17.III): مثال توضيحي لطريقة الربط بين TRNSYS و python.....31
- الشكل (18.III): كيفية التحقق من صحة النموذج.....32

- الشكل (1.IV): منحني بياني يمثل قيمة الخطأ بدلالة التكرار (مجموعة الأولى) 35
- الشكل (2.IV): منحني بياني يمثل قيمة الخطأ بدلالة التكرار (مجموعة الثانية) 37
- الشكل (3.IV): منحني بياني يمثل قيمة الخطأ بدلالة التكرار (مجموعة الثالثة) 39
- الشكل (4.IV): حالات المبنى عند المساحة 80م^2 40
- الشكل (5.IV): حالات المبنى عند المساحة 90م^2 40
- الشكل (6.IV): حالات المبنى عند المساحة 100م^2 40
- الشكل (7.IV): منحني بياني يمثل قيمة الخطأ بدلالة التكرار (مجموعة الرابعة) 41

قائمة الجداول

- الجدول (1.II): خصائص غلاف منزل الطاقة الإيجابية في فيلباخ.....15
- الجدول (1.III): خصائص مكونات الجدار.....29
- الجدول (2.III): خصائص النوافذ (البسيطة والمزدوجة).....29
- الجدول (3.III): معلمات الإدخال والقيم المستخدمة للتجديد.....30
- الجدول (1.IV): بيانات المجموعة الأولى عند تثبيت مساحة (100م²).....33
- الجدول (2.IV): بيانات المجموعة الأولى عند تثبيت مساحة (90م²).....34
- الجدول (3.IV): بيانات المجموعة الأولى عند تثبيت مساحة (80م²).....34
- الجدول (4.IV): يمثل الجدول مقارنة نسبة الخطأ بين الخوارزميات المستخدمة.....35
- الجدول (5.IV): بيانات المجموعة الثانية عند تثبيت مساحة (100م²).....36
- الجدول (6.IV): بيانات المجموعة الثانية عند تثبيت مساحة (90م²).....36
- الجدول (7.IV): بيانات المجموعة الثانية عند تثبيت مساحة (80م²).....37
- الجدول (8.IV): مقارنة بين الخوارزميات في المجموعة الثانية.....38
- الجدول (9.IV): بيانات المجموعة الثالثة.....38
- الجدول (10.IV): مقارنة بين الخوارزميات في المجموعة الثالثة.....39
- الجدول (11.IV): بيانات المجموعة الرابعة.....40
- الجدول (12.IV): مقارنة بين الخوارزميات في المجموعة الرابعة.....41

- (ANN) : الشبكات العصبية الإطناعية Artificial Neural Network.
- (SVR) : دعم الإنحدار المتجه Support Vector Regression.
- (DE) : خوارزمية التطور التفاضلي differential evolution algorithm.
- (ARIMA) : متوسط متحرك متكامل الانحدار التلقائي AutoRegressive Integrated Moving Average.
- (TF) : نموذج دالة النقل Transfer Tool Model.
- (GHI) : الإشعاع الشمسي العالمي.
- (HVAC) : التدفئة، والتهوية، وتكييف الهواء (heating, ventilating, and air conditioning).
- (ML) تعلم الآلة Machine learning.
- (EUI) : تقدير كثافة استخدام الطاقة Estimation of energy intensity.
- (TOE) : طن من النفط المكافئ ton of oil equivalent.
- (LPGF) : وقود غاز البترول المسال.
- (NGF) : وقود الغاز الطبيعي.
- (BBC) : المباني منخفضة الإستهلاك.
- (Loos) : مربع الخطأ Mean squared error.
- (MAE) : الخطأ المطلق Mean absolute error.
- (RF) : الشكل الهندسي.

مقدمة عامة:

نظرا لحقيقة ان ثلث اجمالي استهلاك الطاقة السنوي الوطني يتم استهلاكه في المباني فمن المقدر تحقيق توفير كبير في استهلاك الطاقة من خلال تحسين تصميم المباني باستخدام تعلم الآلة حيث ظهرت في السنوات الأخيرة تطبيقات محاكاة الكمبيوتر للتعامل مع الأنظمة الهندسية المعقدة كطريقة واعدة في علم البناء، غالبا ما يستخدم المصممون برامج محاكاة حرارية ديناميكية لتحليل السلوكيات الحرارية والطاقة للمبنى ولتحقيق اهداف محددة على سبيل المثال استهلاك الطاقة او التأثيرات البيئية او تحسين تصميم المباني من حيث الراحة والحرارة الداخلية.

يتم في هذه الدراسة استخدام تعلم الآلة وهي احد فروع الذكاء الاصطناعي التي توفر القدرة على التعلم لأجهزة الحاسوب وتهتم بتصميم وتطوير الخوارزميات والتقنيات التي تسمح للحاسوب بامتلاك خاصية التعلم لتحسين تصميم المبنى حيث تصنف مهام التعلم الآلي الى اربع فئات رئيسية التعلم الخاضع للإشراف والتعلم بدون اشراف والتعلم شبه خاضع للإشراف والتعلم المعزز، حيث اخترنا في عملنا لتعلم الخاضع للإشراف لاعتباره مناسب لطريقة عملنا حيث يعتمد هذا المنهج على تعلم الآلة من بيانات (مدخلات ومخرجات) تدريبية مصنفة، ومن خلال تحليل هذه البيانات يتم الوصول الى نموذج يمكن استخدامه لاحقا مع مدخلات جديدة في تحديد أصناف المخرجات بشكل صحيح، العنصر المميز لمنهجية التعلم الخاضع للإشراف هو عنصر التصنيف للبيانات المدخلة، فيسهل على الآلة التعلم والتمييز بين التصنيفات المختلفة، لذلك يتم تسميته بالتعلم الخاضع للإشراف أي الخاضع للبيانات المصنفة.

وأیضا قمنا بدمج البايثون ببرنامج TRNSYS لتسهيل العمل وريح الكثير من الوقت حيث يقوم البايثون بتجهيز مصفوفة المدخلات وادخالها الى البرنامج بدلا من ادخلها بشكل التقليدي الذي يحتاج الكثير من الوقت والجهد.

قمنا باستخدام أربع خوارزميات وهي الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) وخوارزمية الانحدار الخطي (Linear Regression) وخوارزمية شجرة القرار (Decision Tree) وخوارزمية الغابة العشوائية (Random Forest).

يعتبر هذا المجال من المجالات الحديثة والهامة التي برزت مع عصر البيانات الضخمة والحاجة الى التنقيب فيها والاستفادة منها ومن بين أهمية تعلم الآلة، يهدف التعلم الآلي الى تحليل بيانات أكبر حجما وأكثر تعقيدا و يستطيع تعلم الآلة الوصول الى نتائج أسرع وأكثر دقة تساعد في الحصول على تنبؤات ذات دقة عالية و يستفيد أصحاب القرار من النتائج والتنبؤات في اتخاذ القرار الصائب وتستطيع تعلم الآلة انتاج آلاف النماذج في أقل وقت ممكن (يعتمد على قوة الحواسيب)، تعلم الآلة يستطيع التنبؤ بالسلوك والتعرف على الأنماط بكفاءة أعلى من البشر.

قسمنا هذا البحث الى أربع فصول:

الفصل الأول يقدم الإشكالية المطروحة ومنهجية العمل والدراسات المرجعية.

الفصل الثاني يقدم هذا الفصل سياق الطاقة العالمي والجزائري، من حيث الموارد والإنتاج والاستهلاك وأيضًا حالة البنى التحتية الإقليمية القائمة ولا سيما وصلات الكهرباء والغاز وأثارها على البيئة. ثم يركز بشكل خاص على القطاع السكني مشكل استهلاك الطاقة في المباني ووضع خطط واستراتيجيات لتحسين تصميم المباني بهدف ترشيد استهلاكها للطاقة

الفصل الثالث يبدأ بمراجعة الأدبيات لتوضيح المصطلحات الأساسية للتعلم الآلي ومكوناته والتصميم القائم على الأداء ونظرة عامة على ممارسات سابقة للتصميم المستخدم في البحث. في هذا الفصل، يتم أيضًا تقديم حالة المبنى وتحديد مجالات المعلمات الأكثر أهمية لمحاكاة أداء المبنى وتحليل الحساسية كمنهجية.

الفصل الرابع تم في هذا الفصل مناقشة النتائج ومدى نجاعتها وتأثير عدد المعلمات على دقة التنبؤ. تم إثبات إمكانية التطبيق من خلال استنتاج أنسب نموذج يمكن من خلاله تحسين ظروف المبنى حرارياً.

الفصل الأول:
إشكالية البحث
ومنهجية الدراسة

1.I مقدمة

ان ثلث إجمالي استهلاك الطاقة السنوي الوطني يتم استهلاكه في المباني، فمن المقدر تحقيق وفورات كبيرة في الطاقة من تصميم المبني التقليدي من خلال التخطيط الدقيق لكفاءة الطاقة. إن تحسين واجهة المبني أو دعم التخزين الحراري بمساعدة الهيكل أو تحسين أنظمة التدفئة والتهوية وتكييف الهواء سيكون مفيداً إلى حد ما لتوفير الاستثمارات أو تكاليف التشغيل ولكن أيضاً لتقليل استخدام الطاقة في المباني.

2.I أهمية البحث

تتبع أهمية البحث كونه خطوة أولى للمساعدة في حل مشكلة الطاقة الحقيقية في الجزائر ويعد شرارة وبداية لمحاولة الاكتفاء الذاتي في الطاقة وتقليل صرف الطاقة باستخدام المحاكاة والتحكم المعماري والتقنيات الحديثة والتي يتم تطويرها مع بداية القرن الحادي والعشرين لتكون البداية لصياغة مستقبل يهدف لتحسين تصميم المباني المستهلكة للطاقة، كما تتجلى أهميته في توضيح كامل للعلاقة بين المباني والطاقة وتوظيفها داخل المباني بشتى الوسائل والتقنيات.

3.I هدف البحث

الهدف من هذا المشروع هو اختبار ما إذا كان النهج العام والبسيط القائم على نماذج التعلم الآلي يمكن أن يؤدي إلى نتائج جيدة بما فيه الكفاية في مشكلة التنبؤ المعقدة، واستكشاف تقنيات التعلم الآلي وتطوير نماذج تعتمد على البيانات للتنبؤ باستهلاك الطاقة والأداء.

في هذا المشروع نهدف كذلك لمقارنة نماذج التعلم الآلي المختلفة في مهمة التنبؤ القادمة على مدار العام لحمل الكهرباء باستخدام البيانات السابقة وتقييم أداء النماذج. تم تقسيم هذا الهدف إلى ما يلي:

- تنفيذ نماذج التنبؤ الإحصائي الكلاسيكية
- تنفيذ واكتساب نظرة ثاقبة للتحقق من صحة السير إلى الأمام، والتنبؤ بالأداء، واختيار الميزة.

4.I الإشكالية

تعد مشكلة الاستهلاك المفرط للطاقة في المباني مشكلة عالمية ليست في الجزائر فقط وقد نالت نصيباً كبيراً من الاهتمام من خلال المؤتمرات والاتفاقيات الدولية فباتت بذلك مشكلة العصر الحالي والمستقبلي.

لهذا نتطرق في البحث في إيجاد بعض الحلول التي نراها مناسبة للحد من الإستهلاك المفرط للطاقة في المباني.

5.I دراسات مرجعية

تم إجراء العديد من الدراسات لتحسين أداء الطاقة حتى الآن للمبني الجديد أو الحالي وطريقتين مصنفتين في تطوير تقنيات التنبؤ المبنية على البيانات. يمكن تعلم نماذج التنبؤ المبنية على البيانات هذه من البيانات المجمعة بالمحاكاة باستخدام أداة محاكاة أداء المباني مثل TRNSYS و ESP-r لجمع البيانات المتعلقة بالطاقة لتدريب النماذج التي تعتمد على البيانات ويمكن تدريبها من خلال البيانات الحقيقية باستخدام معدات المباني الذكية لجمع البيانات لتدريب النماذج [1] [2] [3]. في حين أن طرق التحسين الأكثر شيوعاً تعتمد على المحاكاة، إلا أن لها قيوداً ونقاط قوة خاصة بها. يتم تحليل الأدبيات من أجل تحليل السلاسل الزمنية باعتبارها النهج الأكثر شيوعاً للتنبؤ بالمطالب باستخدام تقنيات التعلم الآلي. من بين جميع التقنيات التي تعتمد على البيانات، يمكن اعتبار ANN على أنها الأكثر استخداماً.

استخدم Rodrigues الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) للتنبؤ بالحمل قصير المدى اليومي والساعة واستهلاك الطاقة في المنزل، مع مراعاة موقع الشقة، واستهلاك الأجهزة الكهربائية ونظام العدادات بالساعة. في هذه الدراسة، أظهر ANN للتغذية الأمامية وخوارزمية Levenberg-Marquardt أداءً جيداً [4].

إستخدم Friedrich نهج التنبؤ المتسلسل الزمني في تطوير نموذج دالة النقل (TF) للتنبؤ بحمل الطاقة للمدينة في أبو ظبي باستخدام متغيرات الطقس المقاسة بالساعة بما في ذلك الإشعاع الشمسي العالمي (GHI) وسرعة الرياح ودرجة الحرارة ومحددة الرطوبة كمدخلات. تتم مقارنة النموذج المقترح بمجموعات مختلفة من المدخلات الخارجية بنموذج المتوسط المتحرك المتكامل الانحدار الذاتي (ARIMA) ونموذج ANN الذي يُظهر دقة أفضل لجميع آفاق التنبؤ المختبرة [5].

أنشأ Zhang نموذجاً هجيناً جديداً بما في ذلك نماذج eps-SVR و nu-SVR لتطوير نموذج توقع الأداء للتنبؤ بالحمل الكهربائي للمباني. لقد استخدموا خوارزمية التطور التفاضلي (DE) لتحسين أداء نموذج دعم الانحدار المتجه (SVR)،

والعثور على أفضل معلمات النموذج والأوزان المقابلة لكل من نماذج eps-SVR و nu-SVR للتنبؤ بنصف ساعة وكذلك الاستهلاك اليومي للطاقة في مبنى مؤسسي في سنغافورة. أظهرت نتائج نموذجهم المقترح انخفاض متوسط نسبة الخطأ المطلق (MAPE) لكل من بيانات استهلاك الطاقة اليومية ونصف ساعة [6].

قام Ahmad بمقارنة دقة نموذج ML في التنبؤ باستهلاك طاقة HVAC كل ساعة لفندق في مدريد، إسبانيا، باستخدام طريقتين تعتمدان على التعلم الآلي، وهما الشبكات العصبية الاصطناعية والغابات العشوائية (RF). وجد أن ANN قادرة على أداء أفضل بشكل هامشي من التردد الراديوي مع خطأ جذر متوسط التربيع (RMSE) يبلغ 4.97 و 6.10 على التوالي. ومع ذلك، فقد لوحظ أن كلا النموذجين يمكن أن يكون مجدياً وفعالاً في بناء التنبؤ بالطاقة [7].

أظهر Lusis دقة التنبؤ ويمكن أن تتأثر دقة التنبؤ بالحمل ليوم واحد للعملاء المقيمين بمقياس مجموعة التقييم والتدريب على التوالي. أظهر التحليل الإحصائي أن نهج أشجار الانحدار يتفوق بشكل كبير على ANN وتقنيات الانحدار المتجهي الداعم على الرغم من تشابه متوسط جذر متوسط الخطأ التربيعي (RMSE) لجميع التقنيات [8].

قام Deng بتطبيق ومقارنة ست تقنيات لاستخراج البيانات بما في ذلك Random Support Vector Machine و Forest لتقدير كثافة استخدام الطاقة (EUI) لمباني المكاتب التجارية في الولايات المتحدة وأحمال المكونات وأحمال الإضاءة من HVAC، استناداً إلى البيانات الجزئية CBECS لعام 2012. قدمت خوارزميات التعلم الآلي SVM و RF دقة نموذجية أكثر تنبؤية بناءً على عدد كبير من القيم المتطرفة في مجموعة بيانات CBECS [9].

للتغلب على تحدي تقنيات ML المتمثل في الوقوع في الوضع المحلي الأمثل والذي يؤثر سلباً على أداء نموذج التحسين، قامت Divina بتطبيق نهج تعلم المجموعة للتنبؤ باستهلاك الكهرباء على المدى القصير. في هذه الدراسة، يعتبر مخططاً للتعلم الجماعي لتحقيق تنبؤات دقيقة للغاية [10].

طور كل من Amasyali و El-Gohary نماذج توقع التعلم الآلي الهجينة، والتدريب من كل من البيانات الحقيقية المجمعة من مبنى المكاتب (مثل استهلاك الطاقة في المبنى، والظروف الجوية في الهواء الطلق، وسلوك الشاغلين) والبيانات الناتجة عن المحاكاة. تم تغذية مخرجات نموذج الانحدار لكل ساعة للعامل المرتبط بالطقس الخارجي والعامل المرتبط بسلوك الركاب إلى نموذج المجموعة للتنبؤ باستهلاك حمل التبريد [11].

Divina قارن وحل أداء الاستراتيجيات القائمة على الإحصاء والتعلم الآلي في التنبؤ باستهلاك الطاقة في المباني الذكية غير السكنية باستخدام بيانات استهلاك الطاقة الكهربائية التي تم جمعها من ثلاثة عشر مبنى ذكياً يقع في حرم جامعي في إسبانيا. أظهر المؤلفون أنه يمكن الوصول إلى تنبؤات عالية الدقة لصالح الاستراتيجيات القائمة على مناهج التعلم الآلي وتحسين الحجم الأمثل للنافذة التاريخية [12].

طور wang نموذج RF للتنبؤ بطاقة المبنى كل ساعة. تم التنبؤ باستهلاك الطاقة في الساعة لمبنيين لتعليمين في شمال وسط فلوريدا بناءً على نهج المجموعة المتجانسة المعتمدة. لتدريب نماذج التردد اللاسلكي، تمت مقارنة متغيرات الإدخال المختلفة بالبحث في مساحة الميزة التي لها تأثير حاسم على أداء نموذج التنبؤ. أظهر نموذج التنبؤ بالترددات اللاسلكية أداءً أفضل مقارنةً بشجرة الانحدار (RT) ونماذج SVR. استناداً إلى البيانات السنوية والشهرية لتدريب نموذج التردد اللاسلكي، يمكن تحسين التنبؤ باستخدام الطاقة مع مراعاة التغيرات في سلوك الطاقة في الفصول الدراسية [13].

6.I منهجية البحث

لتحقيق هدفنا المنشود وتحديد نوع البيانات والمصادر التي يمكن استخدامها لهذا الهدف، اقترحنا التعلم الخاضع للإشراف وحددنا الغرض من هذه الدراسة بوضوح في الخطوة الأولى من المشروع. في حالتنا، نحن مهتمون بالتنبؤ باستهلاك الطاقة في الساعة باستخدام طريقة python-TRNSYS، والتي تمثل عملية شاملة لمشروع التنقيب عن البيانات، وتتكون عادةً من خمس مراحل متكررة: فهم الأعمال وفهم البيانات وإعداد البيانات وتطوير النماذج والتقييم.

7.I النتائج المرتقبة

- إنشاء محاكي يسمح بتوليد قواعد البيانات وذلك بالدمج بين عدة برامج باستعمال البايثون.
- إثبات نجاعة النماذج المقترحة وتحديد الأدق منها لتعليم الآلة.
- معرفة حدود المدخلات ومجالاتها في تعليم الآلة ووصولها إلى المرحلة الأعمق

الفصل الثاني: إستهلاك الطاقة

1.II مقدمة

تعتبر الطاقة من أهم عناصر الحياة ومن أهم مصادر الرقي والرفاهية لها، ومظهر لتقدم الشعوب وتطورها وهي نعمة وجب علينا الحفاظ عليها وشكر الله عز وجل على وجودها، وأصبح استغلال الطاقة واستخداماتها المتعددة تتضمن جميع نواحي الحياة التي بدورها تدخل في جميع قطاعات الاقتصاد والتنمية والمباني.

وفي مطلع السبعينات بدأت أزمة الطاقة وكانت محور اهتمام كل العالم فاستهلك الطاقة الغير مرشد في المباني والغير مناسب أدى إلى ضرورة وقفة لتصحيح أسلوب التعامل مع استهلاك الطاقة الذي يؤدي تجاهله إلى وقوع مشاكل نعجز عن حل تفاقمها، مما أدى إلى الاهتمام بالبحوث وإقامة المؤتمرات ووضع الخطط لمجابهة مشاكل استهلاك الطاقة في المباني.

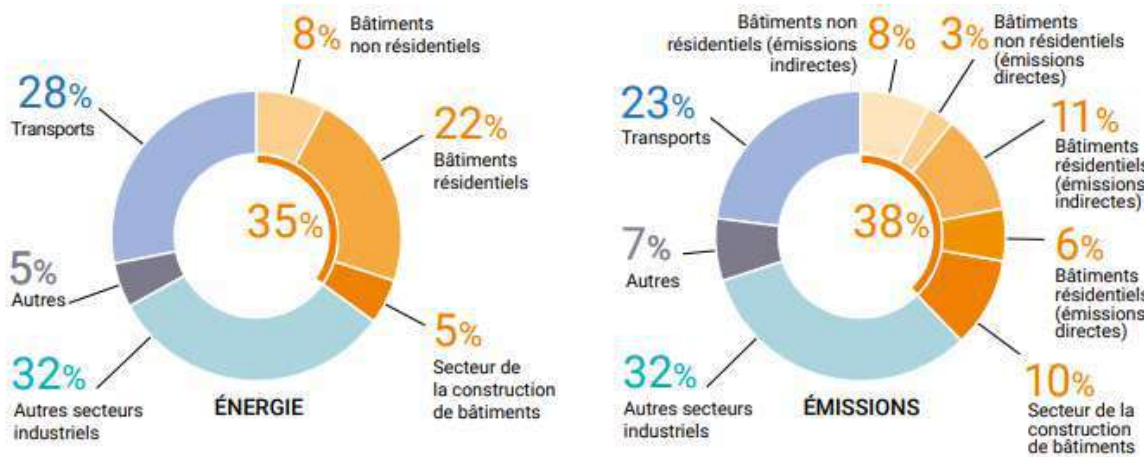
يعد قطاع البناء أحد القطاعات التي يؤثر استهلاكها بشكل كبير على إجمالي استهلاك الطاقة في البلاد، أي 43% من الاستهلاك النهائي نظرًا لوجود استهلاك مرتفع للكهرباء في المباني. لذلك من الضروري تقليل الأثر الاستهلاكي لهذا القطاع من خلال الترويج لمفهوم المباني منخفضة الطاقة ثم تحسين تصميم المباني ذات الطاقة الإيجابية.

سيقدم هذا الفصل سياق الطاقة العالمي والجزائري، من حيث الموارد والإنتاج والاستهلاك وأيضًا حالة البنى التحتية الإقليمية القائمة ولا سيما وصلات الكهرباء والغاز وأثارها على البيئة. ثم يركز بشكل خاص على القطاع السكني مشكل استهلاك الطاقة في المباني ووضع خطط واستراتيجيات لتحسين تصميم المباني بهدف ترشيد استهلاكها للطاقة.

2.II حالة الطاقة في العالم

1.2.II التقرير العالمي

أحدث الاتجاهات في انبعاثات الكربون المتعلقة بالطاقة والمباني والتشييد والاستهلاك نمو محدود في انبعاثات الطاقة والمباني. تمثل المباني 35% من الاستهلاك العالمي النهائي للطاقة و38% من انبعاثات ثاني أكسيد الكربون المرتبطة بالطاقة في عام 2019 (الشكل II.1). لذلك، حتى لو لم يتم تضمين الطاقة المتعلقة بالبناء، فإن قطاعي البناء والتشييد يمثلان الحصة الأكبر من استهلاك الطاقة والانبعاثات [14].

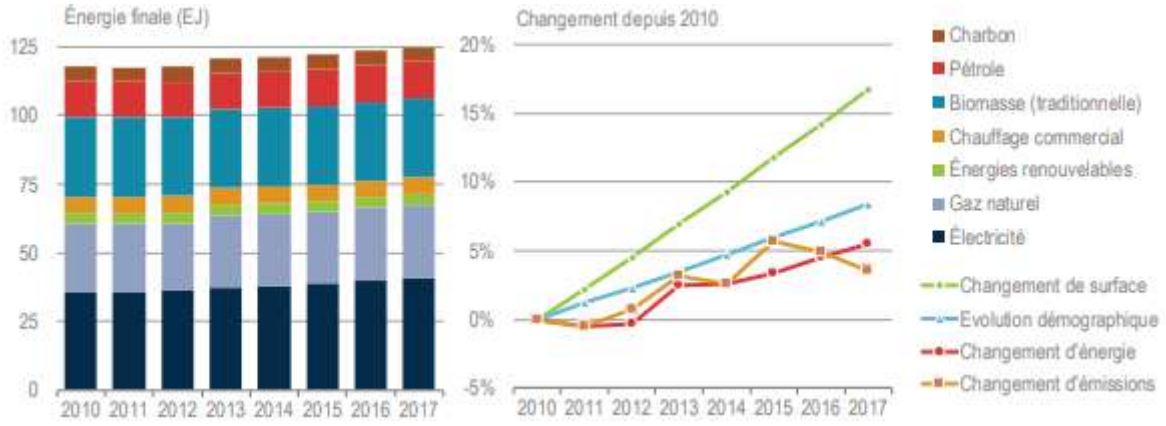


الشكل (1.II): الحصة العالمية من الطاقة والانبعاثات النهائية للبناء والتشييد عام 2019 [15].

زاد الطلب النهائي على الطاقة في المباني بنسبة 5% منذ عام 2010؛ تأثير مساحة الأرضية والنمو السكاني الذي يتجاوز تأثير تحسينات كفاءة الطاقة. يقترن نمو استهلاك الكهرباء في المباني بمصادر الطاقة المتجددة التي زاد استهلاكها بنسبة 14% بين عامي 2010 و2017. وزاد استهلاك الغاز الطبيعي بنسبة 5% تقريبًا خلال هذه الفترة (الشكل II.2)، حل بعضها محل الاستخدام الأقل كفاءة للفحم، والذي انخفض بنسبة 8% تقريبًا على مستوى العالم منذ عام 2010. [16]

ظل استهلاك أنواع الوقود الأخرى، بما في ذلك النفط والكتلة الحيوية (الاستخدامات التقليدية)، مستقرًا خلال نفس الفترة. يرجع تطور الاستهلاك الكلي للوقود في المباني جزئيًا إلى تطور الاستهلاك النهائي، ونمو مكيفات الهواء والأجهزة المنزلية،

مما أدى إلى زيادة الطلب على الكهرباء في المباني. من عام 2010 إلى عام 2017، زاد استهلاك الطاقة العالمي لتبريد المساحات بأكثر من 20٪، بينما زاد الطلب على الكهرباء للأجهزة المنزلية بنسبة 18٪ وانخفضت تدفئة الأماكن بنحو 4٪. الوقود المستخدم في توليد الحرارة مقارنة بالاستخدامات النهائية الأخرى، يساهم أيضًا في الحصة الأكبر من استهلاك الكهرباء في المباني.



الشكل (2.11): الاستهلاك النهائي للطاقة حسب مصدر الطاقة في القطاع العالمي.

2.2.II إستهلاك الطاقة في القطاع السكني

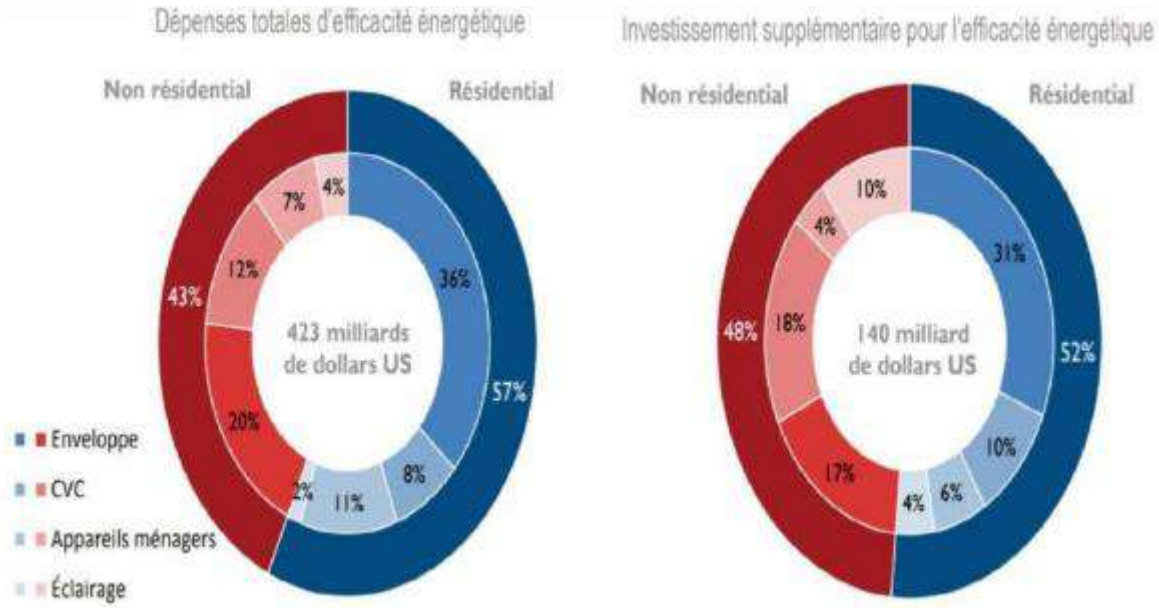
يعد قطاع البناء أكبر مستهلك للطاقة في العالم ويمثل أكثر من ثلث الاستهلاك النهائي للطاقة (34٪ من الاستهلاك النهائي للطاقة) ونصف استهلاك العالم من الكهرباء. نتيجة لذلك، فهي مسؤولة عن حوالي ثلث انبعاثات الكربون العالمية. من المتوقع أن يزداد استهلاك الطاقة في قطاع البناء بشكل حاد في السنوات القادمة نتيجة الزيادة السكانية المتوقعة البالغة 2.5 مليار شخص بحلول عام 2050، وتحسن مستويات المعيشة، مما يضع ضغطًا إضافيًا على طاقة النظام.

يعد تحقيق وفرة في الطاقة وتقليل الانبعاثات في قطاع البناء تحديًا سياسيًا طموحًا ولكنه محتمل (Outlook for Energy، 2017). أفضل تقنيات بناء الطاقة المتجددة المتاحة في المباني المتقدمة، مثل مباني الطاقة الإيجابية [17].

3.II الاستثمار والتمويل العالمي للمباني المستدامة

بلغ الاستثمار الإضافي في كفاءة الطاقة في المباني، والذي زاد بنسبة 4.7٪ (تم تعديل الزيادة بنسبة 3٪ وفقًا للتضخم)، 140 مليار دولار أمريكي في عام 2017 [14].

قياس متعمق للاستثمار (الشكل 3.II). الاستثمار الإضافي في المباني الجديدة أو المجددة يتوافق مع التباين في تكلفة الخدمات (التصميم والتسليم والتركييب، على سبيل المثال) والمنتجات (الإضاءة والمعدات والمواد، على سبيل المثال) التي تحقق كفاءة في استخدام الطاقة أكبر من الاستثمار المطلوب للحد الأدنى من الأداء المسموح به قانونيًا. لأنواع المباني والمنتجات التي لا تخضع لمتطلبات كفاءة الطاقة، هذه التكلفة هي النفقات الإضافية على الخدمات والمنتجات الموفرة للطاقة بخلاف ما كان يمكن إنفاقه (والذي يكون في بعض الحالات صفرًا). بالنسبة للاستثمار الإضافي في المباني الذي تم إجراؤه من خلال سياسات كفاءة الطاقة المحسنة، فإن هذه التكلفة هي النفقات الإضافية المطلوبة لتلبية متطلبات أداء الطاقة الجديدة التي تتجاوز المستوى السابق الذي كان السوق قد تكيف معه بالفعل.



الشكل (3.II): الاستثمار العالمي في بناء كفاءة الطاقة، 2017 [18].

1.3.II السياسة المستدامة في تشييد المباني

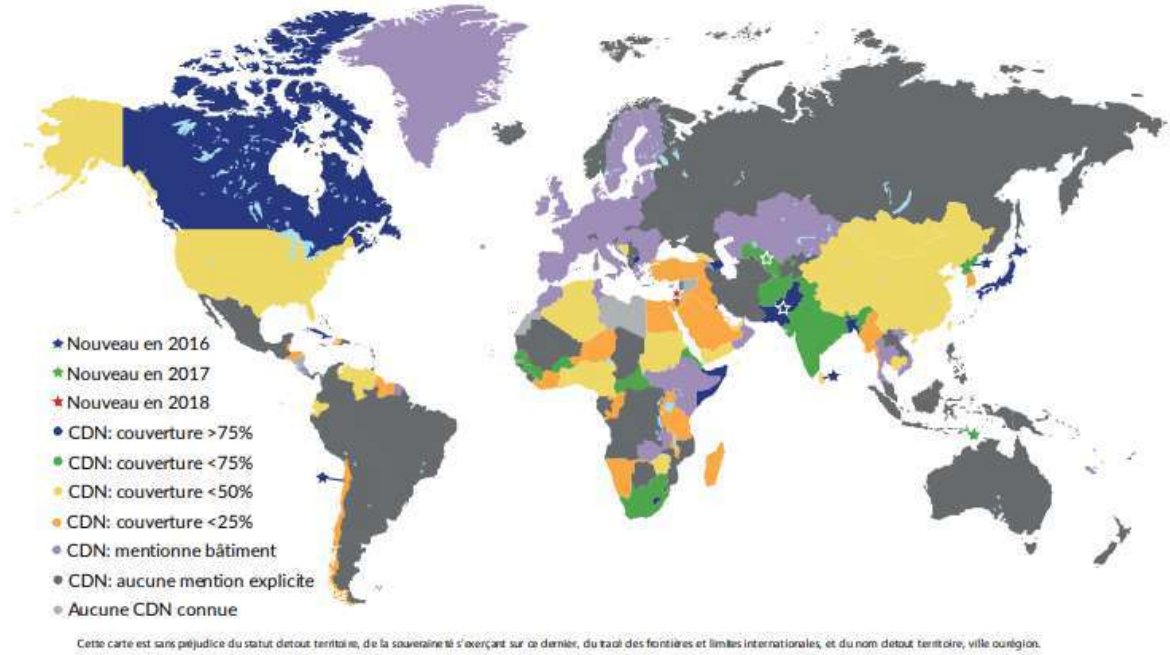
صنفت معظم البلدان صناعة البناء حيث يتم تحديد مناطق خفض الانبعاثات على مستوى مساهمة الدولة (CDN). يشمل الكثير منها كفاءة الطاقة، وتحويل الوقود، وتخطيط استراتيجيات الحد من الانبعاثات ومراقبتها. تواصل هذه الدول تنفيذ وتحديث لوائح الطاقة في المباني وسياسات إصدار الشهادات، على الرغم من عدم ذكرها صراحةً في المساهمات المحددة وطنياً. أنها تضمن التنفيذ لتحسين استدامة البناء والتشييد.

2.3.II مساهمة محددة وطنياً (NDC):

إن الإبلاغ عن المساهمات المحددة وطنياً هو عملية دولية للالتزامات على المستوى القطري للحد من الانبعاثات للحد من متوسط ارتفاع درجة الحرارة العالمية إلى أقل من درجتين مئويتين (درجة مئوية) فوق مستويات ما قبل الصناعة. كما هو متوقع في اتفاقية باريس. قدمت معظم البلدان (193) بالإضافة إلى الاتحاد الأوروبي المساهمات المحددة وطنياً، وتذكر غالبية الدول (136) المباني، ومع ذلك، لا تزال العديد من المساهمات المحددة وطنياً لا تتضمن الإجراءات التي تركز بشكل صريح على الطاقة والانبعاثات من قطاع المباني (الشكل 4.II). قامت خمس دول بتحديث مساهماتها المحددة وطنياً في 2018/2017 وقدمت السلطة الفلسطينية مساهمات وطنية جديدة في عام 2017.

بدأت الدورة الأولى من الالتزامات في عام 2015، بطموحات تغطي الفترة الممتدة حتى عام 2025 أو 2030. وقد تم تصميم عملية حوار (Talanoa) لتمكين المزيد من الجهود لتحسين المساهمات المحددة وطنياً من خلال دعم البلدان في جهودها للحد من الانبعاثات. لها طموحين رئيسيين:

- توجيه الأطراف الراغبة في تحديث مساهماتها المحددة وطنياً قبل عام 2020 (على سبيل المثال الدورة الأولى من 5 سنوات) أو تقديم المساهمات المحددة وطنياً الجديدة خلال الدورة الثانية من الالتزامات (أي بعد عام 2020)
- تكون التميرين الأولي للتقييم العالمي للجهود الجماعية للحد من الانبعاثات والذي سيجري في عام 2023.

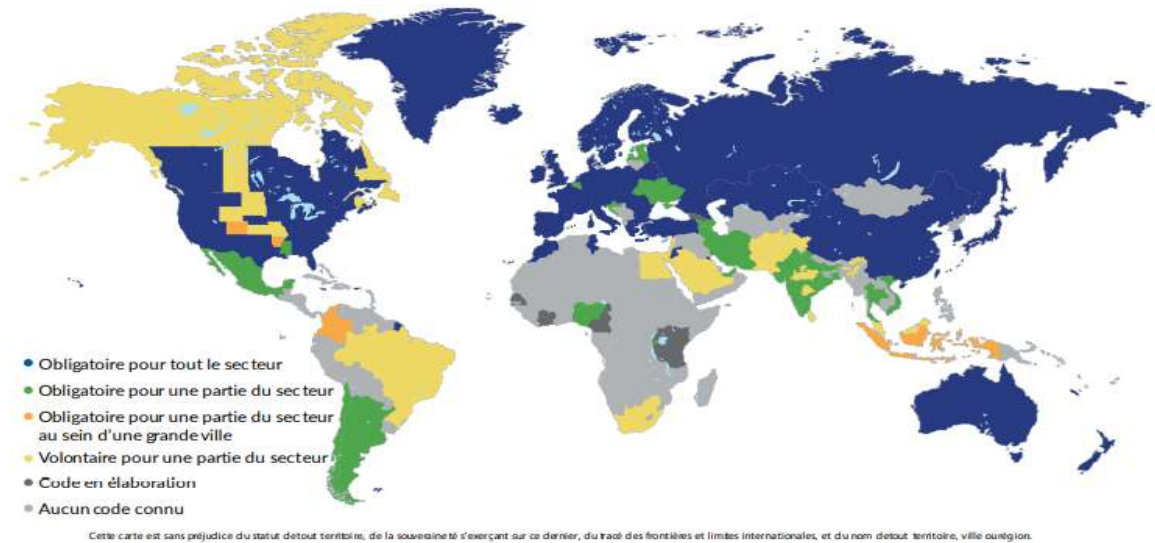


الشكل (4.II): معدل تغطية الانبعاثات حسب المساهمات المحددة وطنياً، 2017-2018 [19].

ركزت المساهمات المحددة وطنياً المقدمة في 2017-2018 على تحسين قواعد ومعايير أداء المباني، والحفاظ على الوقود، والتخلص التدريجي من المنتجات والمعدات غير الفعالة. من خلال حوار تالانوا، يمكن للأطراف إرسال رسائل واضحة إلى المستثمرين من القطاعين العام والخاص من خلال هذه التحديثات والتعديلات، مع مراعاة التخفيضات الأخيرة في تكاليف تقنيات البناء عالية الكفاءة. على سبيل المثال، أشارت 47 مساهمات وطنية محددة بالفعل إلى التحول إلى تقنيات الإضاءة عالية الكفاءة مثل مصابيح LED، التي انخفضت أسعارها بمقدار 4 منذ عام 2012 و20 منذ عام 2008 (NRDC، 2018) [20].

3.3.II رموز طاقة البناء

قوانين أو معايير طاقة البناء هي متطلبات تحدها الهيئات القضائية التالية (وطنية أو دولية) تهدف إلى تقليل استهلاك الطاقة المستخدمة في النهاية في المباني. زاد عدد قوانين البناء الجاري تنفيذها خلال السنوات العشر الماضية. في الوقت الحالي، سنت 69 دولة لوائح طوعية أو إلزامية لطاقة البناء، وهناك 8 دول أخرى في طور سن مثل هذه اللوائح. (الشكل II.5).



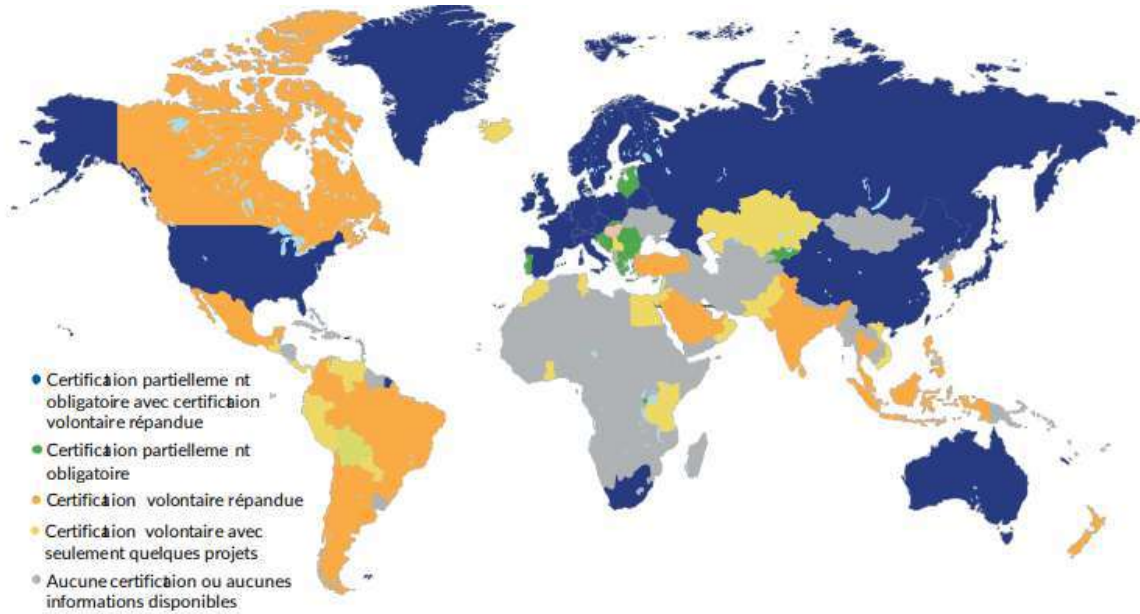
الشكل (5.II): كود بناء الطاقة حسب الاختصاص، 2017-2018 [21].

هذه زيادة عن 54 دولة في عام 2010. ومع ذلك، على الرغم من هذا التقدم، لا يزال ثلثا البلدان ليس لديها كود بناء للطاقة ومعظم التغييرات التي تم إجراؤها في 18/2017 كانت تحديثات للرموز الحالية. بالإضافة إلى ذلك، في معظم البلدان التي لديها رمز للطاقة، تظل قوة الرموز المذكورة إما محدودة أو طوعية. من بين 69 دولة لديها كود طاقة، 54 دولة لديها كود طاقة إلزامي للمباني، و 16 لديها رمز واحد فقط لقطاعات معينة من القطاع. هناك حاجة إلى زيادة تغطية واعتماد وتحسين قوة قانون طاقة المبنى لمواصلة تحسين أداء الطاقة للمباني الجديدة والتجديدات الكبرى.

II 4.3. شهادة الطاقة للمباني

تتضمن شهادة طاقة المباني البرامج والسياسات التي تقيم أداء المبنى وأنظمة خدمات الطاقة الخاصة به. يمكن أن تركز الشهادة على تقييم استهلاك الطاقة التشغيلي أو استهلاك الطاقة المتوقع (أو النظري) للمبنى. يمكن أن يكون اختياريًا أو إلزاميًا لجميع أو جزء من قطاع البناء والتشييد.

اعتمدت 85 دولة حتى الآن مخططات شهادات البناء (الشكل II.6). يتم استخدام برامج الشهادات بشكل متزايد ويتم استخدام الشهادات الطوعية فيما يسمى بقطاعات البناء "الراقية" بشكل متزايد من أجل إضافة قيمة. لا يزال الاعتماد الواسع النطاق لخطط الاعتماد الإلزامية خارج الاتحاد الأوروبي غير موجود، مما يعني أن تتبع أداء طاقة المبنى بمرور الوقت والكشف اللاحق لا يزال محدودًا.



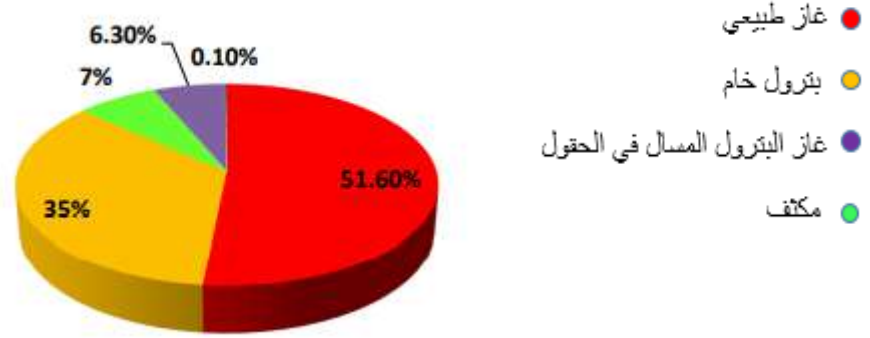
الشكل (II.6): برامج شهادات الطاقة حسب الولاية القضائية، 2017-2018 [21].

II 4. سياق الطاقة في الجزائر

يلعب قطاع الطاقة دورًا رئيسيًا في التنمية الاقتصادية والاجتماعية للبلاد: تتمثل مهمته في ضمان تغطية احتياجات الطاقة الوطنية على المدى الطويل وتمويل التنمية الاقتصادية بفضل عائدات التصدير من مصادر الطاقة هذه. حاليًا، الموارد المستغلة هي أساسًا من أصل أحفوري. هذه هي بشكل رئيسي الهيدروكربونات، وإلى حد ما، الفحم.

الطاقات المتجددة هي مصدر مهم للطاقة، بسبب الموقع الجغرافي للدولة. ومع ذلك، لم يتم استغلال هذا المصدر تجاريًا بعد، ويقتصر استخدامه على بعض المناطق الجغرافية المعزولة.

في عام 2016، كان لدى الجزائر حوالي 0.7% من احتياطات النفط و2.4% من الغاز [22]. وبحسب التقرير السنوي لوزارة الطاقة والمعادن الجزائرية، فإن أكثر من 99% من مزيج الطاقة يتكون من المنتجات البترولية والغاز. بلغ إنتاج الطاقة الأولية التجارية 154.9 مليون طن في عام 2015 [23]. وفقًا للشكل أدناه، لا يزال الغاز الطبيعي يهيمن على هيكل إنتاج الطاقة الأولية في عام 2015 بنسبة 52% (الشكل II.7).



الشكل (7.11): هيكل إنتاج الطاقة الأولية [23].

يحتل قطاع الطاقة في الجزائر مكانة سائدة في الاقتصاد الجزائري: تمثل الهيدروكربونات وحدها 30% من الناتج المحلي الإجمالي، و60% من إيرادات الميزانية، و95% من عائدات التصدير. في عام 2015، كانت الجزائر هي المنتج الثامن عشر للنفط والعاشر منتج للغاز الطبيعي والسادس مصدر للغاز الطبيعي في العالم. إنتاج واستهلاك الطاقة، بما في ذلك في قطاع الكهرباء، مشتق من الهيدروكربونات بنسبة تزيد عن 99% [24]. ونرى أن هذه الموارد تتخفف مع انخفاض سعر البرميل منذ عام 2014. أدى تطوير إنتاج الغاز الصخري في الولايات المتحدة إلى تقليص أحد منافذ التصدير الرئيسية في البلاد. بدأت الدولة الجزائرية في النظر في الحلول من خلال تقليص الإعانات الاستهلاكية المتعددة، مما أدى إلى زيادة عامة في أسعار الضروريات الأساسية وكذلك أسعار الغاز والكهرباء والوقود [25].

بدأت الدولة الجزائرية في عام 2012 بالنظر في الحلول البيئية من خلال الاستثمار في الطاقات الجديدة والمتجددة. وفقاً للبرنامج الجزائري لتطوير الطاقة المتجددة وكفاءة الطاقة (PENREE) لعام 2012، تهدف الجزائر إلى الحصول على قدرة مركبة من مصدر متجدد تبلغ 22000 ميغاواط بحلول عام 2030. ولكن بعد ثلاث سنوات من هذه الخطة، لا تزال الإنجازات تنتظر كما أن تقرير وكالة الطاقة الدولية للطاقة الشمسية يعلن أن الجزائر قد ركبت 300 ميغاوات فقط [26].

تقدر الاحتياطي الهيدروكربونية غير التقليدية (الغاز الصخري) بنحو 700 تريليون متر مكعب، وهو ما يعادل أربعة أضعاف مستوى احتياطي الغاز الحالية، وبالتالي يمثل ثالث أكبر احتياطي في العالم [27].

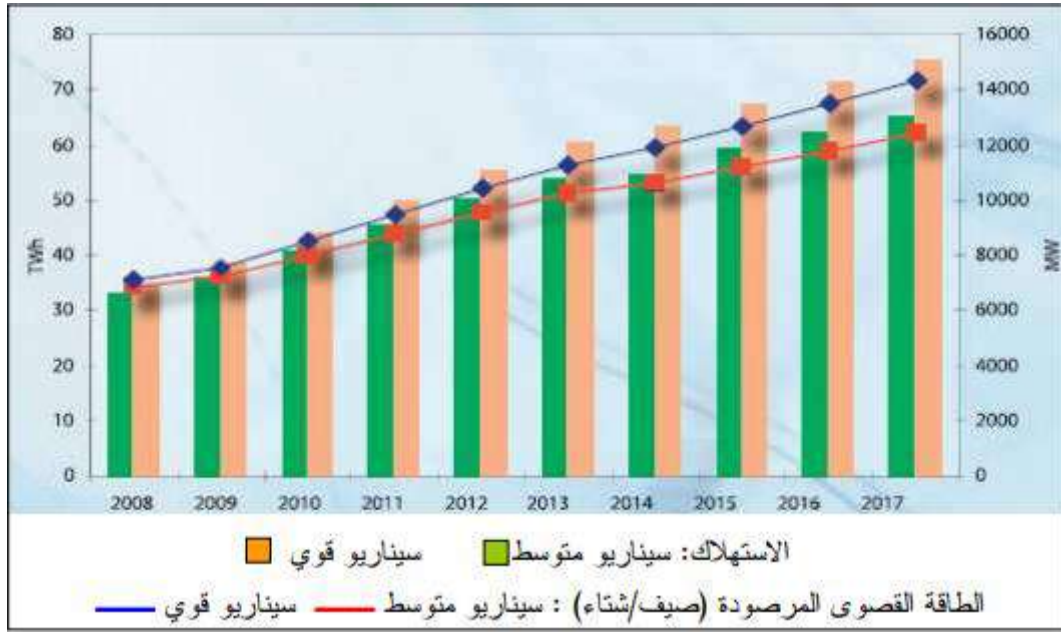
بلغ إجمالي استهلاك الطاقة الأولية في الجزائر 51.67 مليون طن في عام 2014، أو 1.33 مليون طن من النفط المكافئ (TOE) للفرد، أي أقل بنسبة 30% من المتوسط العالمي: 1.89 (TOE)، ولكن أعلى بمرتين من المتوسط الأفريقي: 0.67 (TOE) (فرنسا: 3.67 (TOE)). (المغرب: 0.56) [26].

II 1.4 استهلاك الطاقة في الجزائر:

يُعزى ارتفاع الطلب الحالي على استهلاك الطاقة في الجزائر بشكل أساسي إلى ارتفاع مستوى معيشة السكان والراحة الناتجة، فضلاً عن الأنشطة الصناعية.

بحسب وزارة الطاقة في تقريرها الوطني للطاقة حول الاستهلاك النهائي للطاقة في الجزائر، لعام 2016. بلغ استهلاك الطاقة الوطني 58.3 مليون طن متر مكعب في عام 2016، أي نفس المستوى تقريباً (+ 0.1%) كما في عام 2015. تمثل أكثر من ثلث (35.1%) من إجمالي الإنتاج. سجل استهلاك الطاقة النهائي زيادة طفيفة (+ 1.0%) ليصل إلى 42.9 مليون طن قدم، مدفوعاً بشكل خاص بالكهرباء (+ 4.3%) والغاز الطبيعي (+ 3.3%). بالمقابل، شهد انخفاض المنتجات البترولية انخفاضاً ملحوظاً بنسبة (- 2.8%) [28].

II 2.4. استهلاك الكهرباء في الجزائر:



الشكل (8.II): تطور استهلاك الكهرباء خلال الفترة 2008-2017 [28].

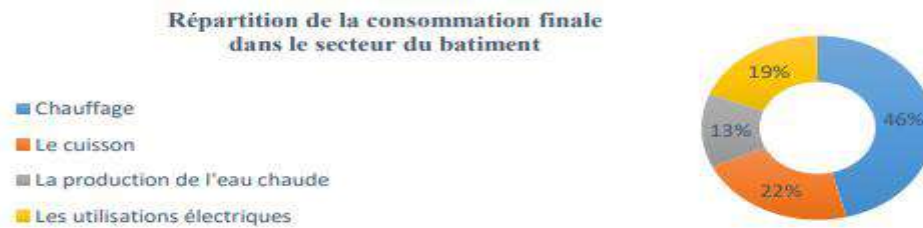
من المتوقع أن يزداد استهلاك الطاقة هذا بسرعة في السنوات المقبلة لعدة أسباب منها:

- النمو الديموغرافي والعدد الكبير للوحدات السكنية المسلمة وزيادة عدد عملاء BT الذي وصل إلى حوالي 350 ألف عميل جديد.
- الزيادة الكبيرة في معدل معدات السكن مع الأجهزة المنزلية والراحة الحرارية نتيجة التحسن في مستوى المعيشة وانخفاض سعر هذه المعدات (التدفئة، التكييف، تسخين المياه، التبريد، إلخ).
- سوء تحسين التصميم المعماري المباني.

II 3.4. استهلاك الطاقة في القطاع السكني في الجزائر:

يوصل معدل الاستهلاك الداخلي للطاقة اتجاهه التصاعدي وبخاطر المضاعفة بحلول عام 2030، وفقاً لتقرير صادر عن وزارة الطاقة.

يعتبر قطاع البناء المستهلك الأول للطاقة في الجزائر، وهو قطاع غير منتج ولكنه كثيف الطاقة. حيث أنها تستهلك 41% من الطاقة النهائية. حيث يتصدر استهلاك التدفئة القائمة بنسبة 46% من إجمالي الاستهلاك في قطاع البناء، يليه طهي الطعام (22%)، وإنتاج الماء الساخن (13%) والاستخدامات الكهربائية (19%). (الشكل 9.II).



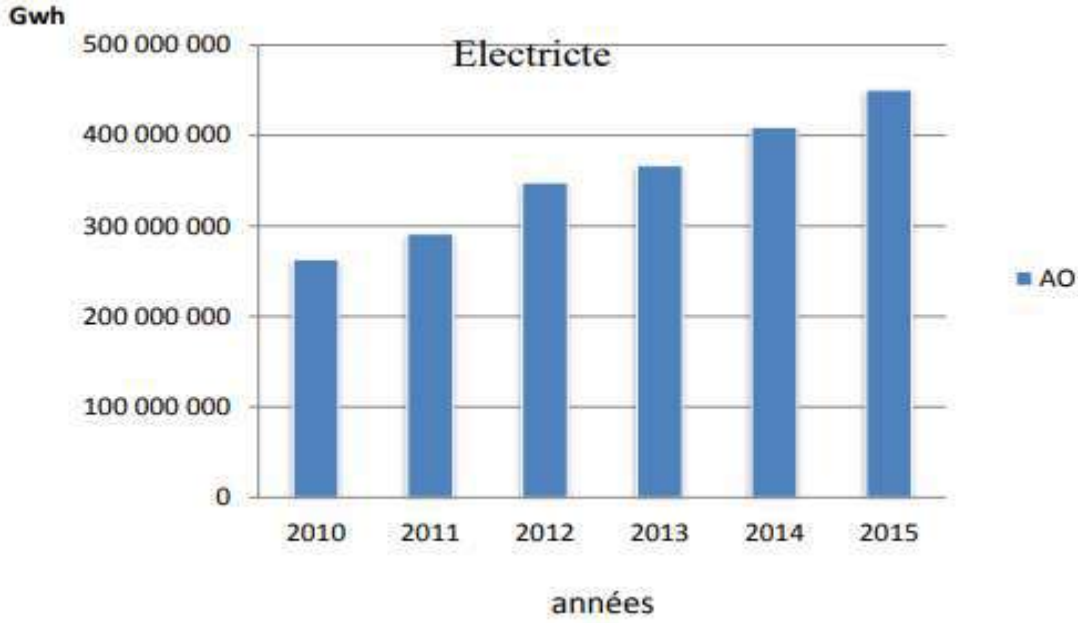
الشكل (9.II): إصلاح الاستهلاك النهائي في قطاع البناء [28].

II 4.4 استهلاك الطاقة في ورقلة

في مناطق جنوب الجزائر، يعرض مقياس الحرارة أحياناً درجات حرارة في الظل من 45 إلى 47 درجة مئوية. التأثير المباشر هو استهلاك طاقة كبيرة جداً بين الساعة 1 و6 ظهراً. تكييف الهواء خلال هذه الفترة الزمنية ليس فقط يسبب استهلاك كبير للطاقة ولكن أيضاً يتسبب في تعثر منافذ إمداد الطاقة بعد ارتفاع درجة حرارة الموصلات، مما يتسبب في حوادث انقطاع التيار الكهربائي [29].

II 5.4 استهلاك الكهرباء

وفقاً للبيانات التي تم جمعها من SONELGAZ في مدينة ورقلة، يتزايد أيضاً استهلاك الكهرباء في ورقلة بشكل مستمر لكل مشترك عادي. توضح الرسوم البيانية (الشكل 10.II) تطور الاستهلاك السنوي من 260.000.000 جيجاوات ساعة في عام 2010، لتصل إلى ما يقرب من 450.000.000 جيجاوات ساعة في 2015.



الشكل (10.II): استهلاك الكهرباء في مدينة ورقلة (الفترة: 2010-2015) [29].

II 5. البرنامج الوطني الجديد لكفاءة الطاقة (2016-2030)

إن كفاءة الطاقة مطلوبة لتلعب دوراً مهماً في سياق الطاقة الوطني، الذي يتميز بالنمو القوي في الاستهلاك، ولا سيما القطاع المحلي مع بناء مساكن جديدة، وإنشاء البنية التحتية للمرافق العامة وإحياء الصناعة.

يؤكد اعتماد الحكومة للبرنامج الوطني لكفاءة الطاقة لعام 2030 على هذا البرنامج الأخير كأولوية. إن تحقيق هذا البرنامج من خلال مجموعة متنوعة من الإجراءات والمشاريع من شأنه أن يعزز ظهور سوق مستدام لكفاءة الطاقة في الجزائر على المدى الطويل.

تتعدد الانعكاسات الاقتصادية والاجتماعية لدمج بُعد كفاءة الطاقة في مختلف قطاعات النشاط. هذا التكامل يجعل من الممكن تحسين البيئة المعيشية للمواطن ولكنه يشكل أيضاً استجابة مناسبة لتحدي الحفاظ على الطاقة مع انعكاساته المفيدة على الاقتصاد الوطني، من حيث خلق فرص العمل والثروة، في المزيد من الحفاظ على البيئة.

يركز البرنامج على القطاعات الاستهلاكية التي لها تأثير كبير على الطلب على الطاقة. هو أساسا النقل وبناء الصناعة [30][31].

II 1.5 مجالات تدخل البرنامج

1. قطاع المباني:

يهدف البرنامج إلى تشجيع تنفيذ الممارسات والتقنيات المبتكرة، حول العزل الحراري للإنشاءات الحالية والجديدة.

سيتم التخطيط للتدابير المناسبة على مستوى مرحلة التصميم المعماري للمساكن. إنها أيضاً مسألة تعزيز الاختراق الهائل للمعدات والأجهزة عالية الأداء في السوق المحلية، ولا سيما سخانات المياه بالطاقة الشمسية والمصابيح الموفرة للطاقة: الهدف هو تحسين الراحة الداخلية للسكن باستخدام طاقة أقل.

يعتبر إنشاء صناعة محلية للعزل الحراري ومعدات وأجهزة عالية الأداء (سخانات المياه بالطاقة الشمسية، المصابيح الموفرة للطاقة) أحد أصول تطوير كفاءة الطاقة في هذا القطاع. بشكل عام، سيتم توفير أكثر من 30 مليون طن من النفط المكافئ (TOE) بحلول عام 2030

• العزل الحراري للمباني:

يتكون عنصر البناء في البرنامج من تقديم ونشر الممارسات والتقنيات المبتكرة حول العزل الحراري للمباني القائمة والجديدة، وبالنسبة لهذا الأخير، يتم التخطيط للتدابير المناسبة على مستوى مرحلة التصميم المعماري الخاصة بهم. الهدف من هذا البرنامج بحلول عام 2030 هو تحقيق مكاسب طاقة تراكمية قدرها 7.6 مليون طن من المكافئ النفطي.

• تطوير سخان المياه الشمسي:

فيما يتعلق بالاستخدام (الفردى والجماعي) للمياه الساخنة المنزلية، فإن الأولوية التي تمنحها السلطات العامة، من خلال هذا البرنامج، هي استبدال تسخين المياه بالوسائل التقليدية بالتسخين الشمسي، وعلى هذا النحو، سيتم بذل جهود كبيرة لتعزيز تغلغل سخانات المياه بالطاقة الشمسية مع إيلاء اهتمام خاص لتصنيعها المحلي بحلول عام 2030.

• تعميم استخدام المصابيح منخفضة الطاقة:

الهدف النهائي للإجراءات المخطط لها في هذا القسم هو استبدال جميع المصابيح المتوهجة بمصابيح موفرة للطاقة. للقيام بذلك، من المخطط في المرحلة الأولى وقف استيراد المصابيح المتوهجة، وحظر تسويقها، في مرحلة ثانية. ستكون مكاسب الطاقة المتوقعة بحلول عام 2030 حوالي 19.5 مليون TOE.

بالإضافة إلى ذلك، سيتم تشجيع الإنتاج المحلي للمصابيح منخفضة الاستهلاك، على وجه الخصوص، من خلال اللجوء إلى الشراكات بين المنتجين المحليين والأجانب.

• إدخال أداء الطاقة في الإضاءة العامة:

يتكون برنامج إدارة الطاقة المخصص للسلطات المحلية من استبدال جميع مصابيح الزئبق (كثيفة الاستهلاك للطاقة والضارة) بمصابيح أكثر كفاءة (الصوديوم عالي الضغط). وهذا سيجعل من الممكن تحقيق توفير في الطاقة قدره مليون TOE بحلول عام 2030 وتقليل فاتورة الطاقة في المجتمعات.

2. قطاع النقل:

يهدف البرنامج إلى الترويج لأنواع الوقود الأكثر توفرًا والأقل تلويثًا، في هذه الحالة، وقود غاز البترول المسال (LPGF) ووقود الغاز الطبيعي (NGF)، الهدف هو إثراء هيكل إمداد الوقود والمساهمة في تقليل حصة الديزل، بالإضافة إلى الآثار المفيدة على الصحة والبيئة. سيؤدي هذا إلى توفير، بحلول عام 2030، أكثر من 15 مليون طن من النفط المكافئ.

• الترويج لوقود الغاز البترولي المسال (LPGF) ووقود الغاز الطبيعي (NGF):

يهدف البرنامج إلى الترويج لأنواع الوقود الأكثر توفرًا والأقل تلويثًا، في هذه الحالة، (LPGF) و(NGF). الصحة والبيئة يوفر هذا البرنامج التعميم النهائي لاستخدام الوقود النظيف في النقل الفردي والجماعي، لا سيما في المراكز الحضرية الكبيرة [32].

3. قطاع الصناعي:

يهدف البرنامج إلى تشجيع المصنّعين على أن يكونوا أكثر رصانة في استهلاكهم للطاقة. في الواقع، تمثل الصناعة تحديًا لإدارة الطاقة لأنه من المتوقع أن يزداد استهلاكها للطاقة نتيجة لإحياء هذا القطاع. بالنسبة لهذا القطاع، سيتم توفير أكثر من 34 مليون طن من النفط المكافئ.

لمزيد من كفاءة الطاقة، من المخطط:

- تعميم عمليات تدقيق الطاقة والتحكم في العمليات الصناعية مما يجعل من الممكن تحديد المصادر الجوهرية لتوفير الطاقة والتوصية بخطط العمل التصحيحية.
- تشجيع العمليات للحد من الاستهلاك المفرط للعمليات الصناعية، من خلال دعم الدولة المالية لتمويل هذه العمليات

II.2.5 البرامج الوطنية لإدارة الطاقة

يتوافق برنامج كفاءة الطاقة مع رغبة الجزائر في تعزيز استخدام أكثر مسؤولية للطاقة واستكشاف جميع السبل للحفاظ على الموارد وتنظيم الاستهلاك المفيد والأمثل.

الهدف من كفاءة الطاقة هو إنتاج نفس السلع أو الخدمات، ولكن باستخدام أقل قدر ممكن من الطاقة. يتضمن هذا البرنامج الإجراءات التي تفضل استخدام أشكال الطاقة الأنسب للاستخدامات المختلفة والتي تتطلب تعديل السلوك وتحسين المعدات. يوفر هذا البرنامج لإدخال تدابير كفاءة الطاقة في القطاعات الثلاثة للمبنى والنقل وكذلك تشجيع خلق صناعة محلية لتصنيع المصاييح عالية الأداء وسخانات المياه بالطاقة الشمسية والعوازل الحرارية من خلال تشجيع الاستثمار المحلي أو الأجنبي.

• خطة عمل كفاءة الطاقة:

من المتوقع أن تلعب كفاءة الطاقة دورًا مهمًا في سياق الطاقة الوطني، الذي يتميز بنمو قوي في الاستهلاك مدفوعًا، على وجه الخصوص، بالقطاع المحلي من خلال بناء مساكن جديدة، وإنشاء البنية التحتية للمرافق العامة وإحياء الصناعة.

سيؤدي تنفيذ هذه الخطة من خلال العديد من الإجراءات والمشاريع في نهاية المطاف إلى تعزيز ظهور سوق كفاءة الطاقة المستدامة في الجزائر. تتعدد الفوائد الاقتصادية والاجتماعية لدمج كفاءة الطاقة في كل قطاع من قطاعات النشاط. لا يمكن لمثل هذا التكامل تحسين البيئة المعيشية للمواطنين فحسب، بل يشكل أيضًا استجابة مناسبة لتحدي إدارة الطاقة. إن تأثيره المفيد على الاقتصاد الوطني وخلق فرص العمل والثروة لا يقتصر فقط على حماية البيئة. تركز الخطة على تقليل استهلاك الطاقة بالنسبة للقطاعات الاستهلاكية التي لها تأثير كبير على الطلب على الطاقة. هذه هي بشكل أساسي البناء والنقل والصناعة [33].

II.6 تقنيات البناء في الجزائر

يتميز البناء في الجزائر بتوحيد أنظمة البناء لتحقيق هدف السرعة مع سهولة التنفيذ. إنه إطار خرساني مقوى يتكون من تقاطع ما بعد العارضة مع حشوة من الطوب المجوف. يتكون هذا الهيكل من قواعد معزولة تحت الأعمدة، والدعامات، والعوارض في الخرسانة المسلحة المصبوبة في الموقع. القوالب المستخدمة لصب الخرسانة المسلحة مصنوعة من الخشب. تتكون الأرضيات من عوارض خرسانية مسلحة وأسمنت جاهز أو بلاطات من الطين وطبقة 4 سم من الخرسانة المسلحة. السلال من الخرسانة المسلحة وهذا النوع من أنظمة البناء هو نفسه تقريبًا في جميع أنحاء الجزائر نفس مواد البناء. بالنسبة للشركات الكبيرة، هو نظام العمود الفقري، الخرسانة المسلحة في الجدار الحامل، الأرضية الصلبة مصنوعة من الخرسانة المسلحة بقطر 15 سم. نادرًا ما يتم استخدام هذا النظام، فهو مصمم لتحقيق مجموعة كبيرة. بشكل عام، العزل في الجزائر منطقة مهمة. تشييد المباني المختلفة. [34]

II.6.1 مواد بناء:

تعتبر مواد البناء قياسية تقريبًا بعد تعميمها في جميع أنحاء التراب الوطني. الأنواع المختلفة الموجودة في مواقع البناء هي:

- **الطوب:** مصنوع من الطين أو الطوب الخرساني، وهو أكثر المواد استخدامًا للحشو الخارجي أو الفصل الداخلي نظرًا لسهولة استخدامه في البناء. الطوب المجوف من الطين يأتي في نوعين، 8 أو 12 حفرة لبنة. الجدران الخارجية مصنوعة من جدران مزدوجة مجوفة من الطوب مفصولة بفجوة هوائية. لا يزال الطوب الصلب غير قابل للاستخدام.
- **الخرسانة المسلحة:** وهي خليط من الإسمنت والرمل والحصى والماء. يتميز بمقاومته الميكانيكية العالية. يتم صبها في الموقع في موقع البناء بواسطة ألواح خشبية. يستخدم في البناء، الأرضيات الصلبة، السلال، العتبات ... إلخ. [35]
- **الصلب:** 12 م تستخدم في تقوية الخرسانة. لا يزال إنتاجه غير كافٍ في الجزائر.
- **الخشب:** يستخدم في النجارة والنجارة والشدات، إلخ.

- **الزجاج:** يستخدم في تزجيج الفتحات وهو زجاج مفرد في أغلب الأحوال. يعتمد اختيار أنظمة ومواد البناء على سهولة التنفيذ، واللدونة، والقوة الميكانيكية، إلخ. لكن العيب الرئيسي لهذه الأنظمة هو المقاومة الحرارية المنخفضة. إن نسيان قيود الراحة الحرارية سيؤدي إلى استهلاك مفرط للطاقة من أجل تحسين الأجواء الداخلية.

II.7 تصنيف المباني ذات كفاءة الطاقة

يتم تصنيف المباني الموفرة للطاقة إلى أربع فئات: المباني منخفضة الطاقة، والمباني السلبية، والمباني الخالية من الطاقة (القائمة بذاتها)، والمباني ذات الطاقة الإيجابية أو المباني الخالية من الطاقة.

II.7.1 بناء باستهلاك منخفض للطاقة (طاقة منخفضة)

إن فكرة المبنى ذي الاستهلاك المنخفض للطاقة (BBC) هو مفهوم حديث ينبع من التحسينات المتتالية في أداء الطاقة في المباني [36]. تتميز بشكل أساسي بتصميم معماري، مناخي حيوي، عزل حراري جيد (من 15 إلى 20 سم من العزل)، نوافذ فعالة، نظام تهوية مزدوج التدفق مع استرداد الحرارة على الهواء المستخرج، أحياناً ما يرتبط بالتحكم في مناخ البئر، جيل فعال (مضخة حرارية، غلاية تعمل بالحطب، غلاية تكتيف، إلخ.) ويولى اهتمام خاص لنفاذية الهواء والجسور الحرارية. تستخدم مصادر الطاقة المتجددة أيضاً لإنتاج الطاقة، مثل الطاقة الشمسية أو الهواء أو الطاقة الحرارية الأرضية أو الخشب [37]. تعتبر المباني غير السكنية (BBC) عندما يكون استهلاك الطاقة الأولية التقليدي للمبنى لأغراض التدفئة والتبريد والتهوية وإنتاج الماء الساخن المنزلي والإضاءة أقل من أو يساوي 50٪. الاستهلاك المرجعي التقليدي، المحدد في المادة 9 من المرسوم المؤرخ 24 أيار / مايو عام 2006 يتعلق باللوائح الحرارية لعام 2005. بالنسبة للمباني السكنية، يعتمد هدف أداء المبنى المنخفض للطاقة على المنطقة المناخية والارتفاع. يجب أن يكون استهلاك الطاقة الأولية التقليدي للمبنى للتدفئة والتبريد والتهوية وإنتاج الماء الساخن المنزلي والإضاءة أقل من 50 كيلو واط في الساعة / م 2 / سنة مرجحاً بمعامل جغرافي [38].

II.7.2 المباني السلبية

يُعرف المبنى السلبي بأنه مبنى يكون الجو الداخلي فيه مريحاً سواء في الشتاء أو في الصيف، دون الحاجة إلى استخدام نظام تدفئة أو تبريد تقليدي. تكفي المكاسب الشمسية والداخلية وأنظمة التهوية للحفاظ على جو داخلي مريح على مدار السنة. يتضمن هذا المفهوم أيضاً تقليل احتياجات الكهرباء المحددة وربما إنتاج الكهرباء بناءً على مصادر الطاقة المتجددة. من الناحية العملية، من الضروري وجود نظام احتياطي صغير للحفاظ على الراحة الحرارية خلال الأيام الباردة؛ غالباً ما يرتبط بالتهوية [39].

II.7.3 المباني المستقلة

يكون المبنى مستقلاً عندما لا يعتمد مصدر الطاقة الخاص به على أي مورد بعيد. وبالتالي يتم إنتاج كل الطاقة التي يستهلكها المبنى في الموقع من الموارد المحلية. في الممارسة العملية، صافي رصيد الطاقة لهذا المبنى هو صفر في جميع الأوقات. مثل هذا المبنى لا يخلو من المزايا التي توفرها شبكات الإمداد (الانتشار، أمن التوريد)، والتي تتطلب استخدام وسائل تخزين الطاقة (بطاريات المركب، القصور الذاتي الحراري، إلخ). هذا النوع من المباني مناسب بشكل خاص للمواقع المعزولة أو الجزر لأنه يتجنب تكاليف الاتصال بالشبكات المختلفة [39].

II.7.4 المباني الصفريّة أو المباني ذات الطاقة الإيجابية:

يُعرف مبنى الطاقة الصفري أو الطاقة الإيجابية بأنه مبنى ينتج قدرًا كبيرًا من الطاقة أو أكثر مما يستهلكه. يرتبط هذا المبنى بشبكة توزيع الكهرباء لتصدير فائض إنتاجها من الكهرباء. يتم تنفيذ العديد من البرامج التشغيلية المتعلقة بالمباني الخالية من الطاقة أو الطاقة الإيجابية في الخارج، مثل اليابان والولايات المتحدة وكندا وألمانيا ونيوزيلندا. باستثناء اليابان، تستند هذه العمليات على نفس مفهوم البناء. يتم تقليل متطلبات الطاقة للتدفئة والتبريد والكهرباء من خلال التصميم الجيد للعزل والمعدات الفعالة والاقتصادية. يتم تلبية احتياجات الطاقة الكاملة من خلال مصادر الطاقة المتجددة مثل الطاقة الشمسية الكهروضوئية والحرارية. في اليابان، عزل حراري فعال حقًا، إن ضمان أعلى مستويات الراحة وأفضل ربحية للسكان هو استثناء من القاعدة. لا توجد أيضاً قيم حدية يجب مراعاتها. المنازل التي تُباع في اليابان على أنها "بدون طاقة" هي منازل ذات عزل تقليدي باستخدام تقنيات الطاقة الشمسية الكهروضوئية والحرارية لإنتاج قدر أو أكثر من الطاقة من احتياجاتهم السنوية [37].

II.8. مثال على بيت ذات الطاقة الإيجابية :

بيت الطاقة الإيجابية في فيلباخ: هذا منزل منفصل يقع في مدينة فيلباخ في ألمانيا (الشكل II. 11) [37].

مبدأ هذا المنزل هو تقليل احتياجات التدفئة من خلال تشغيل الغلاف، أي إلى حوالي 11 كيلو واط ساعة / متر مربع في العام، وتلبية هذه الاحتياجات باستخدام مضخة حرارية عكسية تعمل بالكهرباء الكهروضوئية. المنزل مضغوط مع وجود شرفة في الجنوب وواجهة شمالية عمياء، تتحقق خصائص المغلف من متطلبات ملصق Passivhaus (انظر الجدول II.1).

الخصائص	الجدران
$U = 0.1 \text{ W/m}^2 \text{ }^\circ\text{C}$ (زجاج ثلاثي مع الأرجون)	جدران غير شفافة
$U = 0.7 \text{ W/m}^2 \text{ }^\circ\text{C}$ (العامل الشمسي حوالي 0.5)	نوافذ
0.5 Vol/h sous 50 Pa	ضيق الهواء
لا جسور حرارية	الجسور الحرارية

الجدول II.1: خصائص غلاف منزل الطاقة الإيجابية في فيلباخ [37].

يشتمل المبنى على الأنظمة التالية:

- نظام تدفق مزدوج مع مبادل عالي الكفاءة على الهواء المستخرج.
- تركيب الأبار المناخية التي تستخدم للتسخين المسبق للهواء النقي في الشتاء وحتى التبريد في الصيف.
- سقف كهروضوئي يضمن قدرة قصوى تبلغ 8 كيلوواط وتنتج تقريباً 7500 كيلو واط ساعة / سنة.



الشكل (II.11): بيت الطاقة الإيجابية في فيلباخ [37].

II.9 الخاتمة :

إن الزيادة في الطلب العالمي على الطاقة، وندرة موارد الطاقة الأحفورية، وتغير المناخ الذي بدأ في العقود الأخيرة هي حقائق لا يمكن إنكارها. في سياق الطاقة هذا، يصبح تنفيذ تدابير ملموسة لصالح المزيد من رصانة الطاقة في مجتمعاتنا أمراً ملحاً لإستهلاك الطاقة، يحتل القطاع السكني المرتبة الأولى في إستهلاك الطاقة، وتعتبر مساهمة الطاقات المتجددة في تنظيم هذا التحدي أمراً ضرورياً. يتيح لنا تكامل الطاقات المتجددة، من ناحية، الحفاظ على بيئة نظيفة وصحية، ومن ناحية أخرى، ضمان حماية التنوع البيولوجي.

لقد أكدت كفاءة الطاقة ثقلها على المستوى الاستراتيجي، فهي تقدم نفسها كخطوة أساسية للتنمية المستدامة. وإدراكاً لهذه المشكلة، تؤكد الجزائر من خلال برنامجها المستدام على ضرورة إشراك جميع الأطراف المعنية من أجل تحقيق نتائج حقيقية تتجسد من خلال المشاريع الكبيرة وبالتالي استغلال الإمكانيات الهائلة لتوفير الطاقة.

وبالتالي فإن ترشيد استهلاك الطاقة الكهربائية يصبح أمراً ضرورياً للحد من أثر فاتورة الطاقة المرتفعة، ومع أخذ ذلك بعين الاعتبار فإن الشركة الجزائرية لتوزيع الكهرباء والغاز التابعة لمجموعة سونلغاز، قامت بتطوير خارطة طريق تفضل فيها العمل المحلي الذي يركز على زيادة الوعي بين عملائها حول التحكم في استهلاكهم للطاقة الكهربائية وترشيدها، ويجب إعطاء أهمية كبيرة لتحسين التصميم المعماري الفعال للمبنى المدرج بشكل متناغم مع بيئته (الموقع، المناخ، المواد، التوجيه، إلخ...).

الفصل الثالث:

التعلم الآلي

1.III مقدمة

من أجل تحقيق مباني عالية الأداء، يبدو من الواضح أن الطريق إلى الأمام هو الجمع بين التطورات في إدارة عمليات التصميم وأدوات دعم تكنولوجيا المعلومات. سيستجيب مثل هذا النهج لاحتياجات الممارسة المعمارية من حيث الاستجابة لاحتياجات المعلومات للمصممين، بينما يساعد في نفس الوقت في هيكل الممارسة الجديدة للغد، والتي قد تحتاج إلى التكيف مع الاستراتيجيات والأنماط الجديدة للعمل [40] [41].

من الناحية النظرية، يجب أن يؤدي هذا إلى حلقة من التكرارات بين تصميم المبنى وتقييم أداء المبنى؛ في الممارسة العملية، غالبًا ما يعني ذلك أن التصميم يتقدم على أساس الافتراضات بدلاً من معلومات التصميم الفعلية. هذا له عواقب كبيرة على الدور الذي تلعبه أدوات تكنولوجيا المعلومات المتاحة. أظهر العمل السابق في مجال محاكاة أداء المباني الحرارية [42] [43] [44]. أن العديد من أدوات الحساب الحراري عادةً ما تكون يتم استخدامه فقط في المراحل اللاحقة من عملية تصميم المبنى، و فقط بهدف تأكيد التوقعات التي يحملها فريق التصميم بشأن أداء المبنى. لا يزال هناك نقص في فهم دور الأدوات في المراحل الأولى من تصميم المبنى؛ يستمر العمل في هذا المجال، انظر على سبيل المثال [45] [46] [47].

إن التقدم الكبير في التكنولوجيا الحيوية وبشكل أكثر تحديداً التسلسل المرتفع ينتج عنه بشكل مستمر إنتاج سهل وغير مكلف للبيانات، وبالتالي إدخال علم البيولوجيا التطبيقية في مجال البيانات الضخمة [48]. تعتمد فائدة أدوات تكنولوجيا المعلومات على تضمين استخدام الآلة في عملية اتخاذ القرار، وبالتالي إدارة العملية الآلة هي عبارة عن برامج تستطيع التعلم من الخبرات السابقة، بإضافة مقدرة التعلم لأجهزة الحاسب. حيث يتم تصميم وتطوير الخوارزميات والتقنيات التي تمكن الحاسب من امتلاك خاصية التعلم [49]. المهمة الأساسية للتعلم الآلي هو استخراج معلومات قيمة من بيانات تدريبية ثم يستفيد منها في بناء نموذج قادر على التنبؤ على شكل بيانات جديدة تساهم بشكل كبير في تقليل تكرارات التصميم. تُستمد قوة وفعالية الآلة بقدرتها على استخراج الأنماط وإنشاء نماذج قد تصل إلى تيرابايت أو بيتابايت من البيانات فإن تصميم المباني عالية الأداء بعيد كل البعد عن البساطة، بشكل عام.

يمكن أن تقلل محاكاة أداء المبنى الفعالة من التأثير البيئي للبيئة المبنية، وتحسين الجودة والإنتاجية في الأماكن المغلقة، وتسهيل الابتكار المستقبلي والتقدم التكنولوجي في البناء. يعتمد على العديد من التخصصات، بما في ذلك الفيزياء والرياضيات وعلوم المواد والفيزياء الحيوية والسلوك البشري والعلوم البيئية والحاسوبية. يتطور النظام نفسه وينضج باستمرار، ويتم إجراء تحسينات باستمرار في متانة النموذج وإخلاصه. وقد أدى ذلك إلى إطلاق أجنحة جديدة تركز على فعالية المحاكاة طوال عملية التصميم باتخاذ قرارات تصميم مستنيرة بشكل أفضل [50].

2.III المكونات الرئيسية لتعلم الآلة

1.2.III البيانات (Data)

يمكن أن يكون أي حقيقة غير مجهزة أو قيمة أو نص أو صوت أو صورة لا يتم تفسيرها وتحليلها. بدون بيانات، لا يمكننا تدريب أي نموذج وسنذهب جميع الأبحاث والأنماط الحديثة، فهي الجزء الأكثر أهمية في تعلم الآلة. في بعض الأحيان تكون عشرات الآلاف من سجلات البيانات هي الحد الأدنى لاستنتاج معلومة معينة وفي البعض الآخر نحتاج إلى ملايين العينات. وكلما كانت البيانات أكثر تنوعاً، كانت النتيجة أفضل. حيث تتفق المؤسسات الكبيرة الكثير من المال فقط لجمع أكبر قدر ممكن من البيانات.

وتنقسم البيانات في تعلم الآلة إلى:

- **بيانات التدريب:** جزء من البيانات التي نستخدمها لتدريب النموذج. هذه هي البيانات التي يراها ويتعلمها النموذج الخاص بك بالفعل (المدخلات والإخراج).
- **بيانات التحقق من الصحة:** جزء من البيانات المستخدمة للقيام بتقييم متكرر للنموذج، يصلح على مجموعة بيانات التدريب جنباً إلى جنب مع تحسين المعلمات المعنية (تعيين المعلمات في البداية قبل أن يبدأ النموذج التعلم). تلعب هذه البيانات دورها عندما يكون النموذج يتدرب.
- **بيانات الاختبار:** بمجرد تدريب النموذج بالكامل، توفر بيانات الاختبار تقييم غير متحيز. عند الإضافة في مدخلات بيانات الاختبار، سيتوقع نموذجنا بعض القيم (دون رؤية الإخراج الفعلي). بعد التنبؤ، نقوم بتقييم النموذج الخاص بنا من خلال مقارنتها بالإنتاج الفعلي الموجود في بيانات الاختبار. هذه هي الطريقة التي نقدم فيها ونرى مقدار ما تعلم نموذجنا من الخبرات في كيبانات تدريبية، محددة في وقت التدريب.

2.2.III الميزات (Features)

ويعرف أيضا باسم المعاملات (Parameters) أو المتغيرات (Variables). والتي يمكن أن تعبر عن جميع المدخلات، من نوع، أو حجم، اتجاه أو تكرار كلمة معينة في النص. بعبارة أخرى، هذه هي الميزات التي يجب أن تنتظر لها الآلة.

3.2.III الخوارزميات (Algorithms)

في الرياضيات وعلوم الكمبيوتر، تعتبر الخوارزمية سلسلة محدودة من تعليمات الكمبيوتر المحددة جيدا والتي تقوم عادةً بتنفيذ وحل فئة من المشكلات أو إجراء العمليات الحسابية. الخوارزميات دائما ما تكون بسيطة وتستخدم المواصفات لإجراء العمليات الحسابية ومعالجة البيانات والاستدلال الآلي والوظائف الأخرى. على النقيض من ذلك، فإن الاستدلال هو تقنية تستخدم في حل المشكلات التي تستخدم طرقاً عملية أو تخمينات مختلفة من أجل إنتاج حلول قد لا تكون مثالية ولكنها كافية في ظل الظروف [51].

من أبرز الخوارزميات الشائعة:

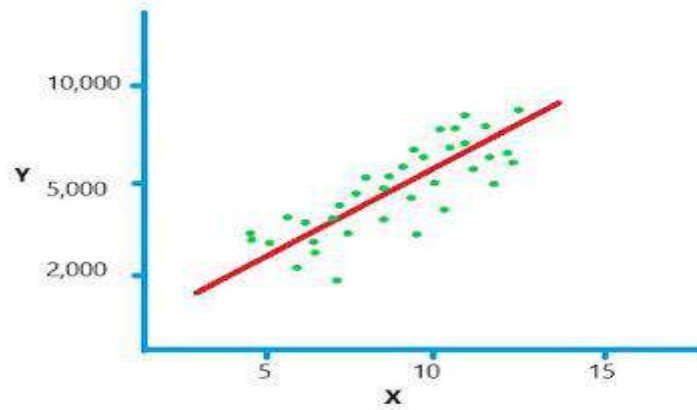
1.3.2.III الانحدار الخطي Linear Regression

يتم استخدام تحليل الانحدار الخطي في التنبؤ بقيمة المتغير بناءً على قيمة متغير آخر. المتغير الذي تريد التنبؤ به يسمى المتغير التابع. المتغير الذي تقوم باستخدامه للتنبؤ بقيمة المتغير الآخر يسمى المتغير المستقل.

يقدر نموذج التحليل هذا معاملات المعادلة الخطية، التي تتضمن واحد أو أكثر من المتغيرات المستقلة التي تتنبأ على أفضل وجه قيمة المتغير التابع. يناسب الانحدار الخطي طريقة القسط الثابت أو السطح الذي يقلل التباينات بين قيم المخرجات المتوقعة والفعالية. هناك آلات حاسبة بسيطة للانحدار الخطي تستخدم طريقة "المربعات الصغرى" لاكتشاف أفضل خط ملائم لمجموعة من البيانات المقترنة. ثم تقوم بتقدير قيمة X (متغير تابع) من Y (متغير مستقل).

بعبارة أبسط يمكننا القول في الانحدار الخطي نضيف المدخلات مضروبة في بعض الثوابت للحصول على المخرجات. يمكن كتابة المعادلة العامة كالتالي:

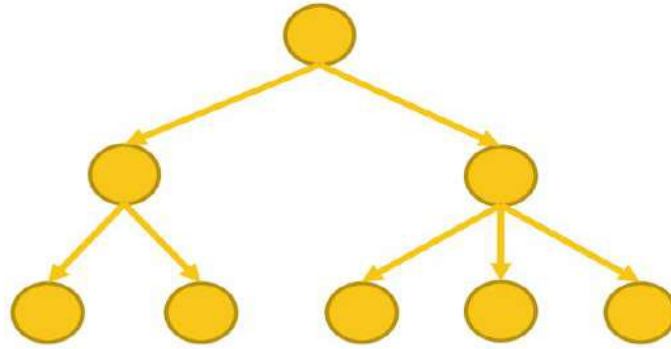
$$Y = a + b(X).$$



الشكل(1.III): مثال لتحليل متغيرات الانحدار الخطي.

2.3.2.III شجرة القرار Decision tree Regression

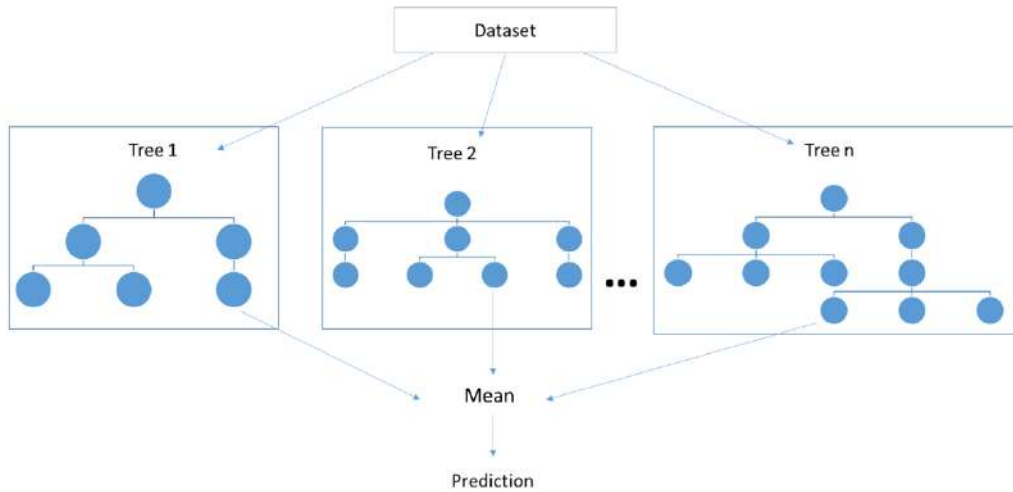
تعمل هذه الآلية عن طريق تقسيم مجموعة البيانات إلى مجموعات بيانات فرعية أصغر، ثم يتم تطوير شجرة القرار ذات الصلة فيما بعد بطريقة تدريجية. أخيراً، يتم الحصول على شجرة بها عقد قرار وعقد ورقية. تحتوي الشجرة على عقدة جذر وهي أعلى عقدة قرار تتوافق مع أفضل متنبئ [52].



الشكل (2.III): شجرة قرار وحيدة

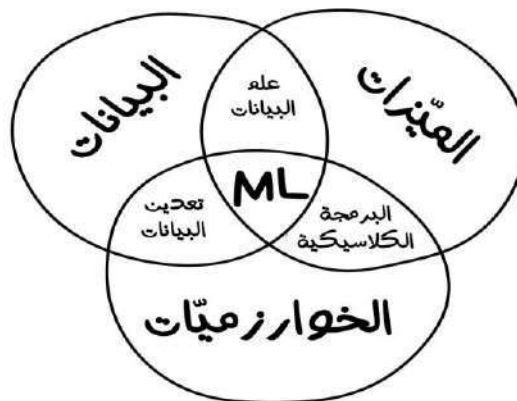
3.3.2.III الانحدار العشوائي Random Forest Regression

على عكس شجرة القرار، تقسم هذه الألية كل عقدة باستخدام الأفضل بين مجموعة فرعية من المتنبئين المختارين عشوائيًا في تلك العقدة. إنها تقنية سهلة التشغيل لأنها تحتوي على عدد قليل جدًا من المعلمات والأشجار في الغابة والمتغيرات في كل عقدة في المجموعة الفرعية العشوائية. [53].



الشكل (3.III): آلية عمل الغابة العشوائية

من الجدير بالذكر أن مصطلح نموذج (Model) يشير إلى خلاصة ما تعلمته من البيانات، ويمكننا استخدام نموذج جاهز وتمرير البيانات له أو تحسين نموذج حالي.



الشكل (4.III): مكونات النموذج (Module).

3.III أنواع تعلم الآلة

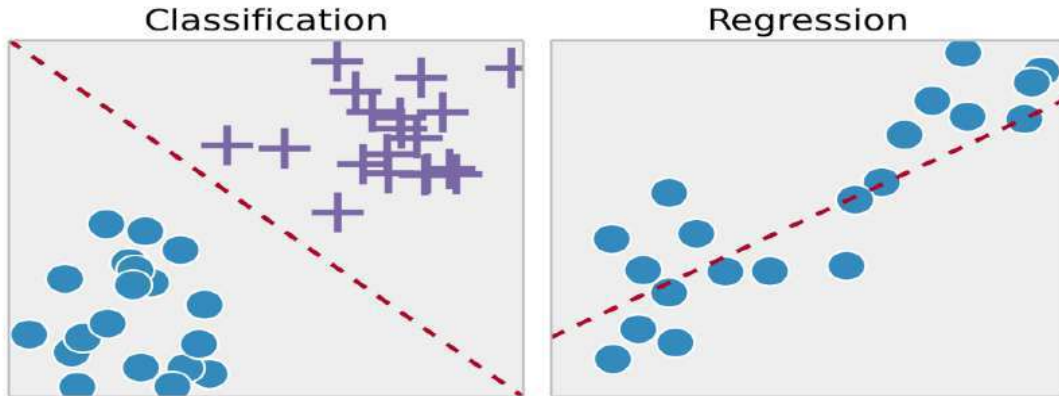
تُصنف مهام التعلم الآلي عادةً إلى ثلاث فئات عامة [54].

- **التعلم الخاضع للإشراف (Supervised learning):** حيث يستنتج النظام وظيفة من بيانات التدريب.
- **التعلم غير الخاضع للإشراف (Unsupervised learning):** حيث يحاول نظام التعلم الاستدلال على بنية البيانات غير المصنفة.
- **التعلم المعزز (Reinforcement learning):** الذي يتفاعل فيه النظام مع بيئة ديناميكية.

في التعلم الخاضع للإشراف باعتباره الطريقة التي نستخدمها للعمل، يجب أن "يتعلم" النظام استقرائياً وظيفة تسمى الوظيفة المستهدفة، وهي تعبير عن نموذج يصف البيانات. تستخدم وظيفة الهدف للتنبؤ بقيمة متغير، يسمى المتغير التابع أو متغير الإخراج، من مجموعة من المتغيرات، تسمى المتغيرات المستقلة أو متغيرات الإدخال أو الخصائص أو الميزات.

تسمى مجموعة قيم الإدخال المحتملة للوظيفة، أي مجالها، بالمثيلات. يتم وصف كل حالة من خلال مجموعة من الخصائص (السمات أو الميزات). مجموعة فرعية من جميع الحالات والتي تُعرف بقيمة متغير الإخراج لها، تسمى بيانات التدريب من أجل استنتاج أفضل وظيفة مستهدفة. هناك نوعان من مهام التعلم:

التصنيف (Classification) والانحدار (Regression). تحاول نماذج التصنيف التنبؤ بفئات متميزة، على سبيل المثال تصنيف البيانات المتشابهة ضمن مجموعات، بينما تتنبأ نماذج الانحدار بالقيم العددية الجديدة، على سبيل المثال توقع درجة الحرارة من خلال بيانات تاريخية. بعض الأساليب الأكثر شيوعاً هي (الشبكات العصبية (ANN) والخوارزميات الجينية (GA) وغيرهم).



الشكل (5.III): الفرق بين التصنيف والانحدار.

3.III استخدام بايثون في تعلم الآلة Python for ML

لم يتضمن المسار التعليمي تدريباً مكثفاً في علوم الكمبيوتر. تعد Python حالياً أكثر لغات البرمجة شيوعاً للبحث والتطوير في مجال التعلم الآلي. إرتفع الاهتمام بـ Python for Machine Learning إلى مستوى جديد تماماً مقارنة بلغات الذكاء الاصطناعي الأخرى مثل R و Java و Scala و Julia وما إلى ذلك.

لغة البرمجة بايثون هي اللغة الأساسية المستخدمة في العديد من مشاريع البحث والتطوير في التعلم الآلي بحيث تكون Python أفضل لغة برمجة لتعلم الآلة.

1.3.III مزايا بايثون

Python هي لغة برمجية مفسرة ومكتوبة ديناميكياً تم إصدارها لأول مرة بواسطة Guido van Rossum في عام 1990 ومنذ ذلك الحين نمت لتصبح واحدة من أكثر لغات البرمجة شيوعاً مع الاستخدام الواسع في بيئات البحث والتجارية وعبر الإنترنت.

اللغة المفسرة، على عكس اللغة المترجمة مثل C، لا تنشئ رمزاً آلياً قابلاً للتنفيذ ويتم بدلاً من ذلك تنفيذها "أثناء التنقل". غالباً ما تكون اللغات المفسرة أفضل للنماذج الأولية السريعة للتعليمات البرمجية واستقلالية النظام الأساسي لتوزيع الكود.

اللغة المكتوبة ديناميكياً هي اللغة التي يمكن فيها إعادة تعيين متغير إلى نوع بيانات مختلف لاحقاً في الرمز (مثل تعيين سلسلة لاسم متغير تم استخدامه مسبقاً كعدد صحيح). علاوة على ذلك، لا يحتاج نوع المتغير في Python إلى التصريح عنه صراحة مسبقاً. تتطلب اللغات مثل Fortran أو C إعلانات صريحة لأسماء المتغيرات وتخصيصات النوع. وتجدر الإشارة إلى أنه على الرغم من أن مزايا اللغات المفسرة والمكتوبة ديناميكياً لا تزال موضع نقاش بين العلماء الحاسبين، إلا أن رأي المؤلفين هو أن مزايا اللغة المفسرة والمكتوبة ديناميكياً، مثل Python، يمكن أن يؤدي إلى تعلم وتنفيذ أسرع لخبير محاكاة البناء. يتم تمييز بناء جملة بايثون بشكل عام من خلال استخدامه للمساحة البيضاء والوضوح والتعبير. إنها لغة متعددة النماذج يمكن استخدامها في أساليب البرمجة الشبئية أو الوظيفية أو الإلزامية. علاوة على ذلك، تمتلك Python عددًا من الميزات العامة التي ساهمت في نموها السريع [55]:

- العديد من وحدات المكتبات المتطورة بشكل جيد من ملحقات علمية وإحصائية وهندسية وشبكة الإنترنت.
- مجتمع Python كبير ومتحمس يوفر دعمًا وثيقًا وبرامج تعليمية سريعة الاستجابة عبر الإنترنت.
- تركيز قوي على بنية واضحة وسهلة القراءة وبسيطة مصممة لتعزيز إنتاجية المبرمج ومتعته.
- قابلية توسعة قوية وسهلة للمستخدمين الذين يرغبون في إنشاء وحدة مكتبة خاصة بالمجال.

تتضح قابلية Python للتكيف في نجاحها كلغة برمجة نصية سريعة مرتجلة للمبتدئين وكحل كامل لشركات الإنترنت الكبيرة؛ تتم كتابة الكثير من الأنظمة التي تدعمها شركات مثل Google وDropbox وYouTube بلغة Python. للأسباب المذكورة أعلاه، دعا المؤلفون إلى استخدام لغة Python كأداة أساسية لبناء محترفي المحاكاة الذين يتطلعون إلى زيادة القوة والإنتاجية في سير عملهم.

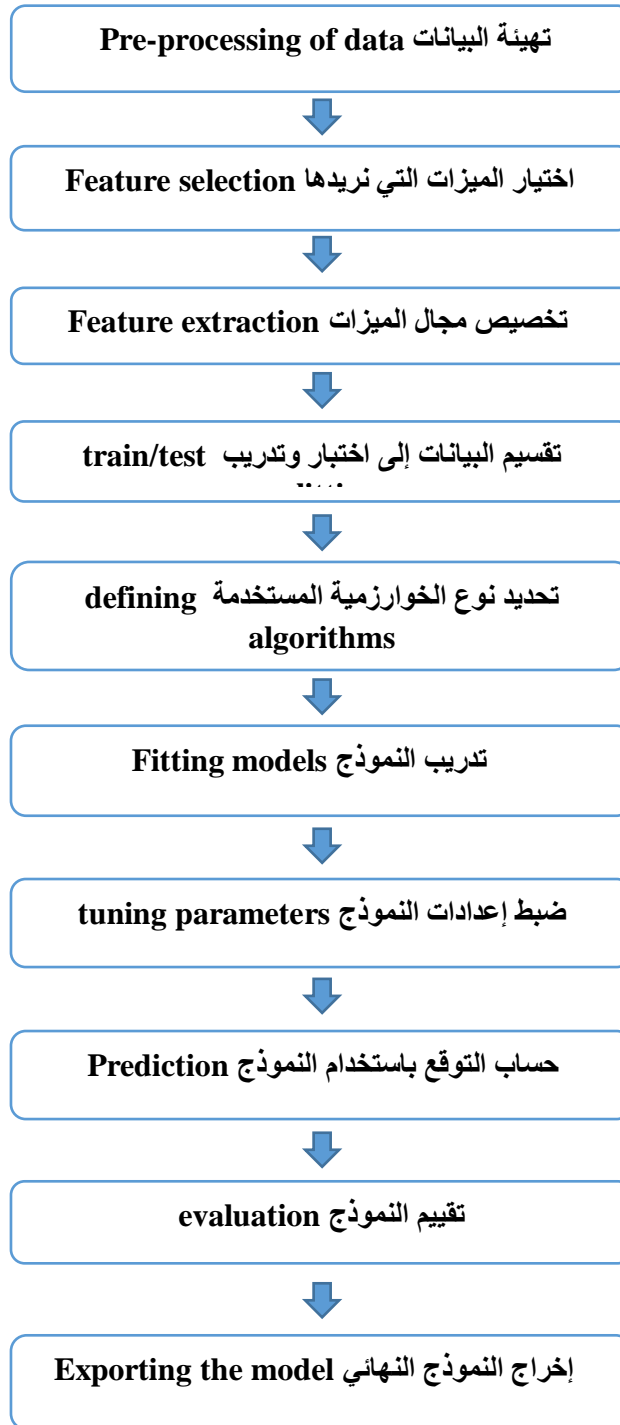
2.3.III مكتبات python

تحتوي على العديد من المكتبات والدوال للاستعمال في لغة الآلة:

- مكتبة NumPy هي مكتبة مهمة للمبتدئين والمحترفين، كما أنها تساعد على العمل بالمصفوفات (Matrix) متعددة الأبعاد إضافة إلى توفيرها لوظائف مثل عمليات الجبر الخطي والتحليلات العددية.
- مكتبة Pandas تعتبر مكتبة Pandas أداة معروفة وعالية الأداء لتقديم إطارات البيانات، باستخدامها يمكنك تحميل البيانات من أي مصدر تقريباً وحساب العديد من الوظائف وإنشاء معلمات جديدة فهي مهمة لمن يعمل في هذا المجال.
- مكتبة Matplotlib هي مكتبة مرنة وسهلة لإنشاء الرسوم البيانية (كالمخططات الرياضية أو المخططات الإحصائية) والتصوير.
- مكتبة Scikit-learn تعتبر هذه المكتبة البرمجية من بين أهم المكتبات في لغة بايثون حيث أنها تنفذ مجموعة واسعة من خوارزميات التعلم الآلي وتجعلها مريحة لتوصيلها إلى التطبيقات الفعلية كما أنها تمكن من استخدام مجموعة كبيرة من الوظائف مثل الانحدار والتجميع واختيار النموذج والمعالجة المسبقة والتصنيف وغير ذلك.

ويوجد مكتبات أخرى كثيرة نذكر منها مكتبة Requests، Pluggy، Scappy، BeautifulSoup، SQLAlchemy، pyGtk، Pygame وغيرها.

حيث يتم العمل باستخدام أغلب المكتبات السابقة وفق التسلسل التالي:

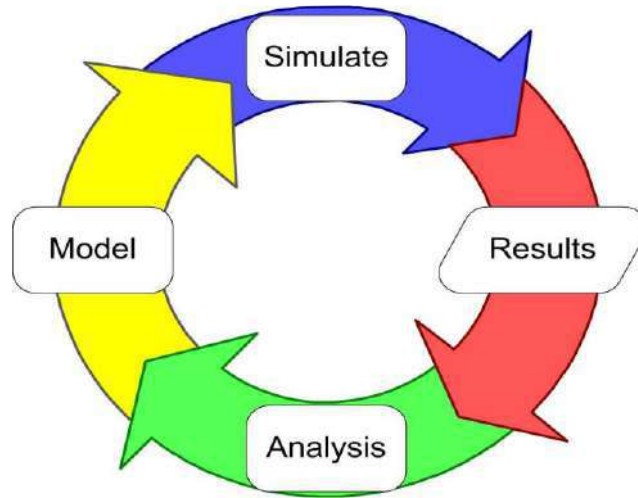


الشكل (6.III): مخطط عمل بايثون.

3.3.III استخدام بايثون في محاكاة الأداء

أصبحت أدوات البرامج أكثر تعقيداً وتفصيلاً، وغالباً ما تتضمن الدراسات مئات أو آلاف عمليات المحاكاة. توجد العديد من الاختلافات في طريقة إجراء دراسات المحاكاة، ولكن هناك بنية تدفق عمل عامة شائعة بين معظم الدراسات: يتم تجميع مجموعة من البيانات الوصفية المميزة حول المبنى في تنسيق إدخال، بتحميل هذه البيانات المنظمة في روتين المحاكاة، ويتم استخراج نتائج الإخراج في نهاية العملية للتحليل.

علاوة على ذلك، يتم اشتقاق العديد من أدوات المحاكاة من خلفية بحثية داخل مجتمع صغير، نظرًا لتعقيد العديد من النماذج وعدد الكماليات التي تدخل في المحاكاة، يمكن وصف سير عمل بايثون لمحاكاة الطاقة من خلال الشكل (7.III) كدورة تكرارية حيث يتم تعديل النموذج باستمرار لتصحيح الأخطاء واختبار افتراضها ونشوتها.



الشكل (7.III): عجلة المحاكاة (ليدنجر وجونز، 2010).

وبالتالي فإن الطبيعة التكرارية لسير عمل المحاكاة يمكن أن تزيد من الاستفادة من أي خطوة مؤتمنة باستخدام برمجة Python النصية، مما يوفر الوقت في كل تكرار. تركز الموضوعات الثلاثة للعمل على المعالجة المسبقة للمدخلات "الوصفية" للبناء في المحاكاة: قوالب ملف الإدخال، وتغيير البيانات، وتطوير منحني الأداء الذي يوضح استخدام وظائف ومكتبات تحليلات بيانات Python لتتمكن من تحليل وتصور بيانات المحاكاة السريعة.

4.III تقنيات التنبؤ باستهلاك الطاقة

تجدر الإشارة إلى أن الجمع بين محاكاة استهلاك الطاقة وأساليب التحسين المختلفة مثل التحسين الحسابي، والتحسين القائم على المحاكاة، وتحسين أداء المبنى، والتصميم المستند إلى الأداء، قد يكون جديرًا بالتحقيق لتقليل استهلاك الطاقة في المباني [56].

من الواضح أن تطبيق تقنيات الأداء العالي يمكن أن يساعد الباحثين بالتأكيد على تحسين استهلاك الطاقة في المبنى، كما تمت دراسته في الدراسات السابقة [57]. قام كل من Haghghat وMagnier بدراسة مبنى إداري لتحسين الراحة الحرارية واستهلاك الطاقة بتقنية مختلفة باستخدام TRNSYS و ANN. وفقًا لذلك، تم افتراض المتغيرات المتعلقة بأنظمة المبنى والتصميم لغرض المحاكاة، أظهرت النتائج المقابلة أن تطبيق الخوارزمية الجينية كأداة تحسين يمكن أن يقلل بشكل فعال من استهلاك الطاقة في المباني. قام كل من Ferrara وFilippi وSirombo وCravino بفحص فصل دراسي في المدرسة كدراسة حالة لتقليل الطلب على الطاقة للتدفئة والتبريد والإضاءة بواسطة TRNSYS. بعد ذلك، تم تحسين الطلب على الطاقة بواسطة برنامج التحسين الديناميكي غير الخوارزمية الجينية المدمجة مع برنامج TRNSYS [58]. أظهر باحثون أن أنظمة الطاقة المتجددة يمكن أن تسهم بشكل كبير في تصميم وإنشاء مباني خالية من الكربون [59]. في الدراسة المقابلة، تم تحسين أنظمة الطاقة المتجددة من خلال أسلوب التحسين متعدد الأهداف وتقنية الخوارزمية الجينية لاستخدامها في ثلاثة مبانٍ. أشارت النتائج إلى أن الخوارزمية الجينية خلصت إلى أنها الطريقة الأكثر موثوقية، بينما يمكن الحصول على بيانات كافية من خلال استخدام التحسين متعدد الأهداف من خلال مقارنة الأنماط المعمارية.

في دراسة حديثة، حاول Delgarm وSajadi وKowsary الجمع بين EnergyPlus وطريقة تحسين سرب الجسيمات متعددة الأهداف لتعزيز استخدام الطاقة بافتراض أربع مناطق مناخية في إيران. اختاروا اتجاه المبنى، والتظليل، وحجم النافذة، والزجاج، وخصائص مواد الجدار كمعلمات متغيرة وفعالة. في النهاية، أظهرت أن استخدام محاكاة موثوقة قد يقلل بشكل كبير من التبريد والتدفئة والكهرباء وإجمالي استهلاك الطاقة [60].

أجرى Salvalai وMalighetti وLuchini وGirola تحقيقًا شاملاً لتجديد الطاقة لمدرسة عمرها 30 عامًا [61]. بالإضافة إلى ذلك، تم تحسين 38 مبنى مختلفًا بأعمار مختلفة وتصميمات نموذجية من قبل المؤلفين. وبناءً عليه، تم النظر في العزل الخارجي والداخلي واستبدال النوافذ وتركيب مخطط جديد.

درس Gustafsson تجديد مباني المكاتب لزيادة كفاءة الطاقة. بعد ذلك، تم اختيار النوافذ وعزل الأظرف ونظام التدفئة والتبريد والتهوية والخلايا الكهروضوئية الشمسية كعناصر حاسمة لترميم الصروح في المناخات الأوروبية. أشارت النتائج إلى انخفاض تكلفة الطاقة إلى 77٪. في دراسة أخرى، كشف الباحثون عن طريقة تحسين جديدة لاستخدام الطاقة في المباني باستخدام وتطوير خوارزمية Ant Colony Optimization [62]. أظهرت النتائج أن الأحمال الداخلية ومعدل التسلل يمكن أن يقلل من استهلاك الطاقة بنسبة 4.8٪ في مبنى إداري [63].

تم تطوير تجديد المباني لتحقيق مبنى شبه معدوم للطاقة أو حتى افتراض الاستراتيجيات الخاصة بتجديد تشييد المباني [64]. أجرت Yigit and Ozorhon طريقة لتحسين استهلاك الطاقة للمبنى عن طريق الخوارزمية الجينية [65].

تم إجراء عمليات المحاكاة بناءً على حجم المبنى والموقع وجدول المهنة الذي تم من خلاله الانتهاء من التكوين الأمثل للمبنى. قام Dermentzis بتقييم استهلاك التدفئة والتبريد لثلاثة أنواع من المباني (منزل فردي، متعدد الأسر، ومكتب) قبل التجديد وبعده. أظهرت النتائج أن الطريقة المعروضة يمكن أن تقلل من طاقة التدفئة والتبريد بنسبة 8٪ و15٪ على التوالي. وشملت المعايير المدروسة لغرض التجديد عوازل الأسقف والجدران والنوافذ والسلاسل.

في بحث آخر، تم اختيار نوع المبنى وعدد شاغليه ومستوى دخل شاغليه ووقت الإشغال في توفير الطاقة الفعلي كعوامل حاسمة في توفير الطاقة وتجديد المبنى [66]. قام كل من Ascione وBianco وMauro Maria وNapolitano بتحسين استهلاك الطاقة والتكلفة العالمية المتعلقة بالطاقة وساعات عدم الراحة من خلال مراعاة درجات الحرارة وتوجيه المبنى والخصائص الإشعاعية والفيزيائية الحرارية في أربعة مناخات مختلفة [67]. قام Gil-Baez وPadura وHuelva بتجديد المباني المدرسية مع توفير يصل إلى 17.7٪ للتدفئة وما يصل إلى 15.9٪ للتبريد. إلى جانب ذلك [68]، وفر حرقوص وفردون وبيول مطالب تبريد تصل إلى 54٪ و87٪ و52٪ بواسطة الحلول السلبية [69].

TRNSYS 1.4.III

هو برنامج محاكاة الأنظمة العابرة الذي كان متاحًا تجاريًا منذ عام 1975 [70]. يواصل تطويره من خلال التعاون الدولي من الولايات المتحدة (اختصاصيو نظام الطاقة الحرارية ومختبر الطاقة الشمسية بجامعة ويسكونسن)، فرنسا (مركز العلم والتقنيات الحديثة)، وألمانيا (TRANSSOLAR Energietechnik). تظل TRNSYS عبارة عن حزمة برامج محاكاة طاقة مرنة من خلال تسهيل إضافة النماذج الرياضية والمكونات الإضافية المتاحة والقدرة على التفاعل مع برامج المحاكاة الأخرى. تم استخدام TRNSYS على نطاق واسع لمحاكاة تطبيقات الطاقة الشمسية والمباني التقليدية وحتى العمليات البيولوجية.

على الرغم من إصدار TRNSYS 17 هذا العام، أي بعد 35 عامًا تقريبًا من الإصدار الأولي، تظل الفلسفة كما هي: محاكاة أداء النظام بأكمله من خلال تقسيمه إلى مكونات فردية للصدوق الأسود. منذ إنشاء TRNSYS، كان لديه هيكل معياري مفتوح مع كود مفتوح المصدر. يمكن للمستخدم النهائي إنشاء مكونات مخصصة لاحتياجات المحاكاة الديناميكية الخاصة به، أو يمكن للمستخدم النهائي الاختيار من مكتبة TRNSYS القياسية للمكونات مثل الطاقة الشمسية (الحرارية والفولتية الضوئية) وأنظمة التدفئة والتهوية وتكييف الهواء وأنظمة الهيدروجين وغيرها الكثير.

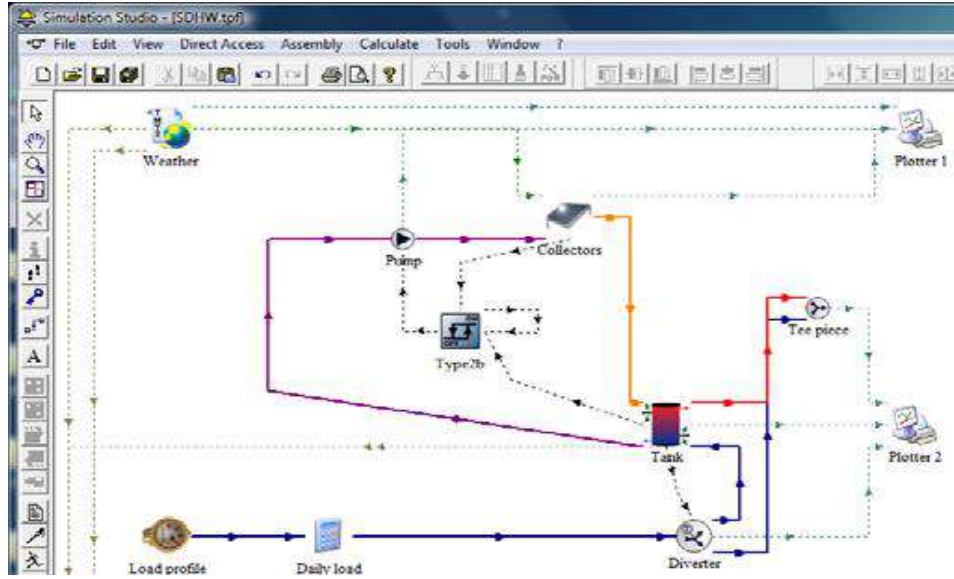
1.1.4.III الواجهة الرسمية

حتى إصدار الواجهة الرسمية لـ TRNSYS Simulation Studio في أواخر التسعينيات، لم يكن من غير المؤلف كتابة ملفات مدخلات TRNSYS يدويًا وتحريرها كملف نصي. أصبح تحديد الاتصالات والحفاظ على تنظيم جميع المدخلات والمخرجات مهمة مخيفة للمشاريع الأكثر تقدمًا. باستخدام الواجهة الرسمية، يمكن للمستخدم توصيل المخرجات من أحد المكونات بمدخلات أخرى بطريقة بسيطة وسهلة المتابعة. وهكذا أصبحت احتمالات وجود حلقات اتصال بألوان وأنماط معينة من الخطوط لتمييز وتفسير النظام بسهولة في المحاكاة.

نظرًا لاستمرار تطور قاعدة المستخدمين وتعقيد الأنظمة في TRNSYS، تطورت الواجهة الرسمية لـ TRNSYS Simulation Studio وفقًا للإصدار التالي. بالنسبة للمشاريع المعقدة التي تحتوي على العديد من الوصلات والمكونات، حيث يتيح الآن للمستخدم التركيز بشكل حصري على مكون واحد ووصلات ذلك المكون وتخفي جميع المكونات الأخرى. تتيح هذه الميزة الجديدة مزيدًا من المعرفة عندما يتعين على المستخدمين استعراض نماذجهم بتفاصيل رائعة. إنها تساعد على منع المزيد من الأخطاء التي يسببها المستخدم.

يتكون TRNSYS Simulation Studio من الشكل الأولي ومعلومات حول المكون وأيقونة الصورة النقطية. قد تحتوي المحاكاة المعقدة على العديد من المكونات: المضخات، والمراوح، واللوحات العامة، وصمامات الخلط وما إلى ذلك. يستوعب Simulation Studio الآن اتجاه رمز المكون من خلال السماح للمستخدم بتدويره أو قلبه. لذلك، يمكن أن تواجه جميع العناصر في حلقة نظام المستخدم بسهولة اتجاه ذلك في مخطط التدفق أو المخططات الميكانيكية.

تتضمن تعديلات الواجهة الرسومية الأخرى تحسينات على الأنظمة الفرعية المكثفة أو "وحدات الماكرو" كما يشار إليها في TRNSYS Simulation Studio. يمكن للمستخدمين تحديد المدخلات والمخرجات التي سيتم عرضها لاتصالات الماكرو المناسبة. تحسين آخر للواجهة الرسومية هو عرض المدخلات المتصلة أو غير المتصلة. بالنسبة للمدخلات غير المتصلة، يتم التعامل مع قيمة الإدخال المحددة كقيمة أولية ثابتة لهذا المكون أثناء المحاكاة. السماح للمستخدم بعرض القيمة الأولية بلون أو نمط منفصل مرة أخرى يبسط المحاكاة ويقلل من الخطأ الذي يسببه المستخدم.



الشكل (8.III): مثال على مشروع في Simulation Studio

III.2.1.4. TRNSYS (TRNBuild) مبنى متعدد المناطق في

تستمر قدرات مبنى TRNSYS متعدد المناطق في التوسع حيث يركز النموذج المحسن على تنفيذ العديد من الأدوات، بما في ذلك المكون الإضافي Google [71]، لنمذجة الردهات الكبيرة والمباني الأخرى شديدة التزجيج. يعتبر نموذج الإشعاع المحسن، والمعالجة المسبقة لحساب عوامل الرؤية وعوامل التظليل هي المساهمات في النموذج التي تنتج مزيداً من الدقة عند نمذجة المباني الكبيرة المزججة.

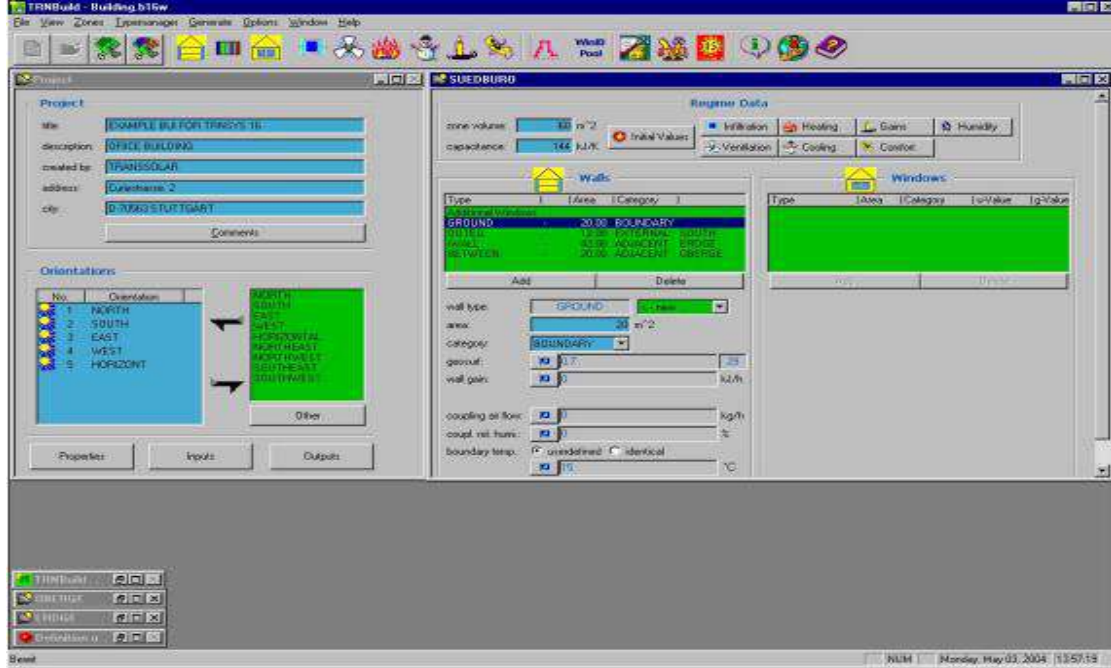
يحتوي نموذج المبنى الجديد على معلومات هندسية مطلوبة لحسابات الإشعاع التفصيلية الجديدة. لإدخال المعلومات الهندسية بسهولة في نموذج المبنى، من المخطط استخدام البرنامج الإضافي OpenStudio ليتم استخدام المعلومات الهندسية في خطوة المعالجة المسبقة في (النوع 56) من TRNBuild، أداة وصف مدخلات المبنى في TRNSYS. تحسب خطوة المعالجة المسبقة عوامل العرض وعوامل ضوء الشمس وعوامل التوزيع والكيانات الضرورية لنموذج المبنى الجديد. تعد المرونة ووقت الحوسبة ومجهود الإدخال من المزايا المختلفة لخطوة المعالجة المسبقة [71].

تم تحسين التقسيم الطبقي إلى نموذج المبنى الجديد في (Type 56) مع إضافة العديد من الميزات. لا يتم تبادل نقل الحرارة بالحمل الحراري فقط من أسطح الجدار الداخلية إلى العقد الهوائية ولكن أيضاً من العقد الهوائية المجاورة، يتم تخصيص مدخلات المبنى مثل التبريد بالهواء المكيف أو التسلل إلى عقدة الهواء المحددة. يتم تطبيق تبادل إشعاع الموجات الطويلة وتبادل إشعاع الموجات القصيرة على المنطقة. يمكن أيضاً استخدام شبكة تدفق الهواء المتكاملة الإضافية المتوفرة TRNFLOW مع العقد الهوائية المتعددة في مبنى TRNSYS متعدد المناطق [72].

يتم إنشاء ملف معلومات يحتوي على ملف BUI المعالج متبوعاً بقيم معاملات وظيفية نقل الجدار، والتوصيل الكلي لنقل الحرارة U وقيمة U ذات الصلة. بعد ذلك، تتم طباعة قائمة المدخلات المطلوبة للنوع 56. ستكون هذه النواتج الأكثر شيوعاً لمكونات أخرى في محاكاة TRNSYS. كما يوفر ملف المعلومات قائمة بمخرجات النوع 56 كما حددها المستخدم. قد تكون

هذه المخرجات مدخلات لمكونات أخرى. أخيرًا، يتم طباعة جدول موجز بجميع أنواع الجدران وقيم U الخاصة بها إلى ملف المعلومات.

(ملاحظة: في الإصدارات السابقة من TRNBUILD، تم استخدام برنامج آخر يسمى BIDWIN لإنشاء ملفات TYPE (56)



الشكل (9.III): الواجهة الرسمية TRNBUILD

2.4.III الشبكة العصبية (ANN)

الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) هي نوع من تقنيات الذكاء الاصطناعي التي تحاكي سلوك الدماغ البشري. وهي جزءًا من التعلم الآلي الخاضع للإشراف يمكنه تقريب العلاقة غير الخطية بين متغيرات الإدخال ومخرجات نظام معقد. الميزة الرئيسية لنموذج ANN هي قدرته على التعلم الذاتي. تم التحقيق في استخدام ANN في التنبؤ بالطاقة في المباني من قبل العديد من الباحثين (على سبيل المثال، Anstett and Kreider؛ Curtiss et al) [73] [74].

لقد وجد أنها تعمل بشكل أفضل من الطرق التقليدية مثل نماذج الانحدار ونماذج السلاسل الزمنية [75] [76]. ومع ذلك، فإن معظم نماذج ANN الحالية ثابتة في طبيعتها، مما يعني أن نموذج التنبؤ يتم إعداده مسبقًا باستخدام البيانات التاريخية ولا يتغير بعد ذلك، عند توفر معلومات جديدة. من المحتمل جدًا أن يصبح مثل هذا النموذج غير صالح عندما تظهر أنماط جديدة وتتوافر بيانات أحدث.

المتطلبات المسبقة لتنفيذ الشبكة العصبية الاصطناعية فيما يلي المكتبات والبرامج التي سنحتاجها من أجل تنفيذ ANN:

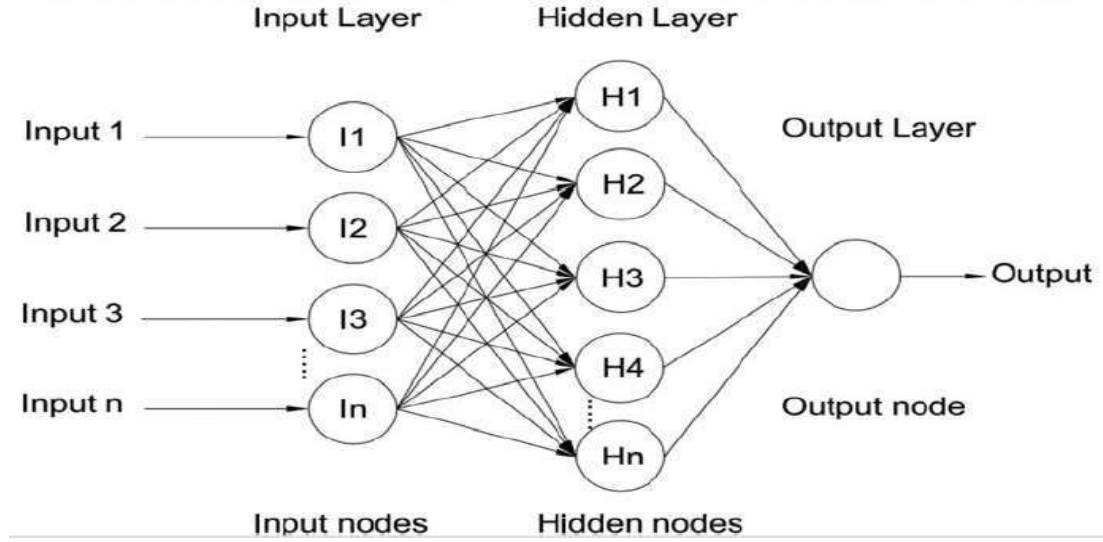
1. بايثون 3.9 أو أحدث.
2. برنامج Jupyter Notebook أو برنامج Spyder.
3. مكتبة الباندا Pandas.
4. مكتبة نومي Numpy.
5. مكتبة Tensorflow.
6. مكتبة سكيكيت ليرن Scikit-learn.

1.2.4.III تطبيق ANN على بيانات المحاكاة

الشبكات العصبية الاصطناعية هي نماذج حسابية تتكون من الخلايا العصبية وتستخدم لحل الوظائف المعقدة. تتكون الشبكة العصبية من ثلاث طبقات، وهي طبقات الإدخال والمخفية والمخرجة. تتكون طبقة الإدخال من جميع عوامل الإدخال. ثم تتم

معالجة المعلومات من طبقة الإدخال في مسار طبقة مخفية واحدة، وبعد ذلك، يتم حساب متجه الإخراج في طبقة الإخراج. بشكل عام، الطبقات المخفية والمخرجة لها وظيفة تنشيط.

في الشبكة العصبية، تكون المرحلة الأولى المهمة هي خطوة التدريب التي يتم فيها إدخال المتغيرات إلى الشبكة.

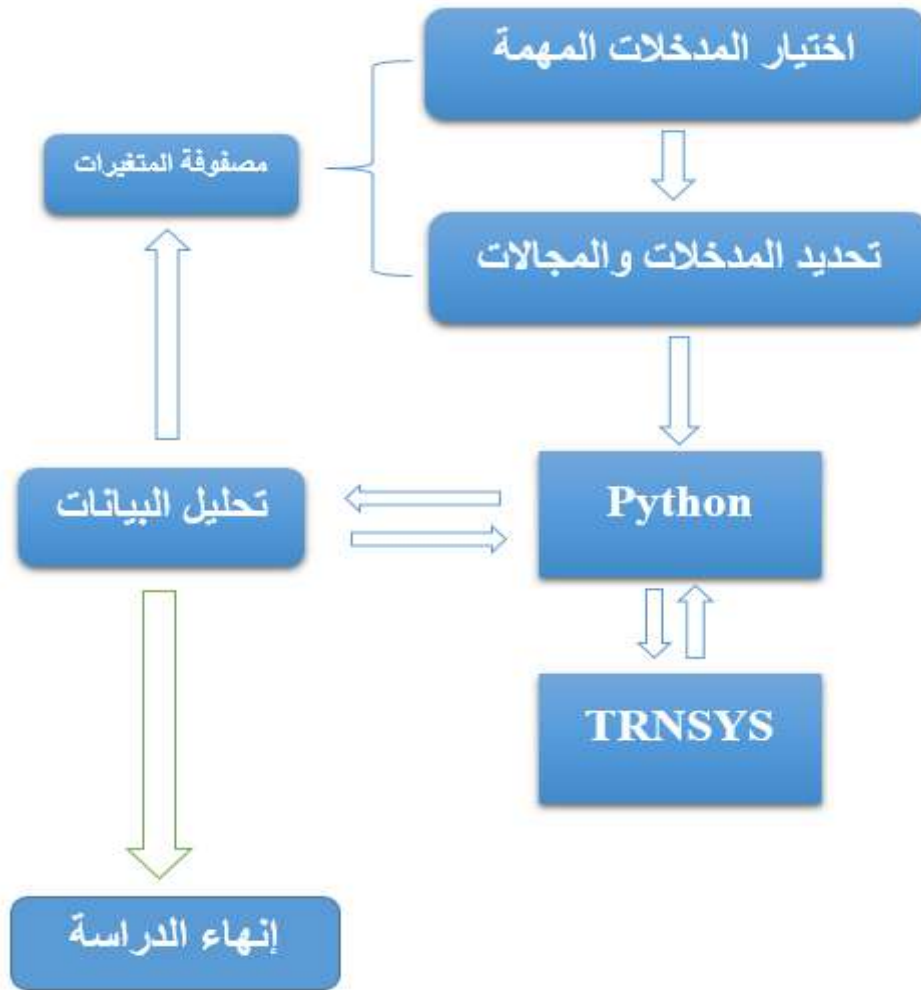


الشكل (10.III): رسم تخطيطي لشبكة عصبية (ANN) (source: AIT-Consulting).

5.III منهجية العمل

أثبتت جميع الدراسات المذكورة أعلاه أهمية تحسين استخدام الطاقة للمباني والتي يجب مراعاتها لجميع المباني المفسرة. يهدف هذا الفصل إلى تحسين استخدام الطاقة للمباني المدروسة باستخدام الخوارزمية الجينية بمساعدة ANN. علاوة على ذلك، يمكن تطبيق الطريقة المدروسة لمزيد من تحليل المباني المماثلة. وفقاً لذلك يتم التأكد من المعلمات الحاسمة لتقليل استهلاك الطاقة وهو أمر ضروري لغرض التحسين. توفر هذه الدراسة المعلومات التالية: (1) الخطوات المتنوعة لجمع جميع البيانات والميزات المناسبة لمركز البحث، (2) إعطاء الأولوية للمدخلات وتحليل البيانات الأساسية المتعلقة بأداء الطاقة للمبنى الذي يوفره البرنامج (3) الطريقة للتدقيق في نتائج تحسين استهلاك المباني للطاقة. يجب الإعلان عن أن الطريقة يمكن تعميمها وتكييفها لتقييم استهلاك الطاقة في المباني الأخرى.

يمكن تقسيم سير العمل العام لهذه الدراسة إلى خطوات الرئيسية كما هو موضح في المخطط التالي:



الشكل (11.III): مخطط يوضح سيرورة العمل.

1.5.III اختيار المدخلات

تم استخدام مجموعة من البيانات الهيكلية وبيانات الطاقة كمدخلات ومخرجات على التوالي. 13 معلمة إدخال ومخرجين كما يوضحه الشكل أدناه.

المخرجات	المدخلات
<ul style="list-style-type: none"> ✓ التدفئة ✓ التبريد 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ المساحة (AREA) ✓ AREA-E ✓ AREA-S ✓ الحجم (Volum) ✓ معامل التوصيل الحراري للجدار الخارجي (Uwall) ✓ معامل التوصيل الحراري للأرضية (Ugrou) ✓ معامل التوصيل الحراري للسقف (Uroof) ✓ لون الجدران (Color) ✓ نسبة النوافذ للجدران (Uwind) ✓ نسبة النوافذ للجدار الشمالي (WWR-N) ✓ نسبة النوافذ للجدار الجنوبي (WWR-S) ✓ نسبة النوافذ للجدار الشرقي (WWR-E) ✓ نسبة النوافذ للجدار الغربي (WWR-W)

الشكل (12.III): معلمات الإدخال والإخراج للعمل.

2.5.III تحديد المدخلات

تم تحديد مجموعات من المتغيرات، يمكن التنبؤ بالطاقة داخل كل مجموعة بدلاً من مجموعة البيانات بأكملها. يكون التنفيذ أسهل. ومع ذلك، تزداد أخطاء التنبؤ إذا تم تضمين جميع البيانات.

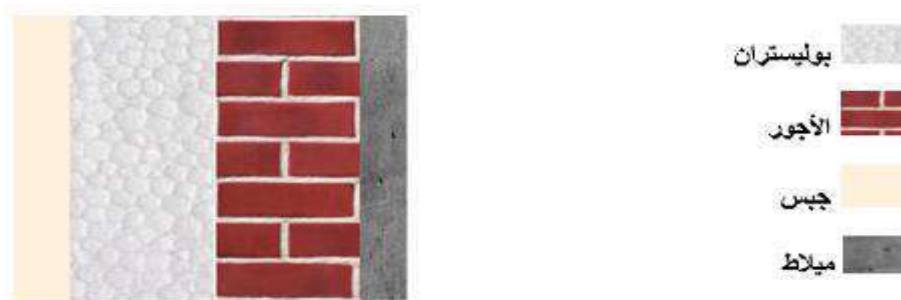
المجموعة الأولى: 80 محاكاة، تم النظر في ثلاث فئات رئيسية من معلمات الإدخال، المساحة والحجم والشكل الهندسي (AREA-E.AREA-S).

المجموعة الثانية: 755 محاكاة، تم تحديد المساحة والحجم، Uwall، U-roof، U-grou، Area-E، Area-N. المجموعة الثالثة: تحديد جميع المدخلات بمعدل 4000 محاكاة.

المجموعة الرابعة: تحديد جميع المدخلات وإضافة معلم (case) يعبر عن حالات المبنى بمعدل 9000 محاكاة.

3.5.III صناعة المعطيات والمجالات

- الجدران – الأسقف – الأرضية:



الشكل (13.III): مكونات الجدار.

العرض	λ	σ	ρ	
20cm	3.2	1	1800	الأجور
1cm	7.56	0.8	2400	ميلاط
1cm	0.756	1	1200	جيس
[X]	0.141	1.38	25	بوليستران

الجدول (1.III): خصائص مكونات الجدار.

- نوع النافذة: استخدامنا نوعين: نافذة بسيطة (simple) و نافذة مزدوجة (double).



الشكل (15.III): نافذة مزدوجة.



الشكل (14.III): نافذة بسيطة.

الوحدة	نافذة مزدوجة	نافذة بسيطة	تعريفها	رمز الخاصية
	2001	1001	رقم تعريف النافذة	WINID
[KJ/h m2 K]	11	11	معامل الانتقال الحراري للسطح الداخلي للنافذة	HINSIDE
[KJ/h m2 K]	64	64	معامل الانتقال الحراري للسطح الخارجي للنافذة	HOUTSIDE
[degree]	90	90	منحدر النافذة (الميل)	SLOPE
[cm]	0.77	0.77	عرض النافذة	WWID
[cm]	1.08	1.08	ارتفاع النافذة	WHEIG
[%/100]	0.2	0.15	نسبة مساحة الإطار إلى إجمالي مساحة النافذة	FFRAME
[KJ/h m2 K]	8.17	8.17	معامل نقل الحرارة لإطار النافذة	UFRAME
[%/100]	0.6	0.6	الإمتصاص الأمامي والخلفي للإشعاع الشمسي لإطار النافذة	ABSFRAME
[h m2 K/KJ]	0	0	مقاومة حرارية إضافية لعنصر التظليل الداخلي	RISHADE
[h m2 K/KJ]	0	0	مقاومة حرارية إضافية لعنصر التظليل الخارجي	RESHADE
[%/100]	0.5	0.5	معامل الانعكاس لعنصر التظليل الداخلي تجاه النافذة	REFLISHADE
[%/100]	0.5	0.1	معامل الانعكاس لعنصر التظليل الخارجي تجاه المنطقة	REFLOSHADE
[%/100]	0.5	0.5	جزء من الإشعاع الشمسي يمتص بواسطة عنصر التظليل الداخلي الذي يتم نقله إلى عقدة الهواء عن طريق الحمل الحراري الإضافي	CCISHADE

الجدول (2.III): خصائص النوافذ (البسيطة والمزدوجة).

- مساحة المبنى: تم أخذ ثلاث مساحات 100 – 90 – 80 على التوالي.
- شكل المبنى: هو رقم لا يعطي نسبة الطول إلى العرض لتوجيه المبنى ونرمز له (AREA-E and AREA-S).
- نسبة النافذة في الجدران: يتم تحديدها وفق العلاقة التالية:

$$\text{WWR} = \frac{\text{مساحة النافذة}}{\text{مساحة الجدار}}$$

N
S
E
W



الشكل (16.III): مثال توضيحي لمساحة نافذة.

القيم المضافة	القيمة المبدئية	المدخلات
0.10 , 0.2	0.001	Uwall
0.10 , 0.21	0.001	Uroof
0.10 , 0.22	0.001	Ugrou
DOUBLE	SIMPLE	Uwindow
, 0.71 , 0.63 , 0.47 , 0.5 , 0.9	0.7	WWR-W
, 1,414 , 0.335 , 0.44 , 1 , 0.94	0.35	WWR-N
1,342	0.31	WWR-E
	1.26	WWR-S
7.07 , 13.42 , 14.14 , 6.32 , 8.94	6.71	AREA-E
10 , 12.65 ,	9.49	AREA-S
240 , 270	300	volum
80 , 90	100	AREA
0.9	0.1	Color

الجدول (3.III): معلمات الإدخال والقيم المستخدمة للتجديد.

4.5.III النمذجة والمحاكاة

تم عرض بنية النظام العام للدراسة المقترحة في الشكل 1. وهي تصور سير العمل في الدراسة التي تم استخراج بيانات (درجة الحرارة) ومعالجتها باستخدام تقنية استخراج البيانات في بيئة python. تم تصميم مبنى متعدد المناطق مع ميزات المستخدم الضرورية في بيئة محاكاة المباني TRNSYS16 وتم محاكاته.

تتم محاكاة المبنى الذي يتم النظر فيه ونمذجة البيانات المستخرجة بناءً على التقارير الموثوقة ويتم وصف الإجراءات المقابل بالتفصيل. وفقاً لذلك، يتم التقيد بقاعدة بيانات استهلاك الطاقة، واستخراج بيانات المبنى وتنفيذها، وتقديم تفاصيل دراسة الحالة، واختيار معلمات الإدخال ووصفها، وفي النهاية، يتم شرح إجراء التحسين بوضوح.

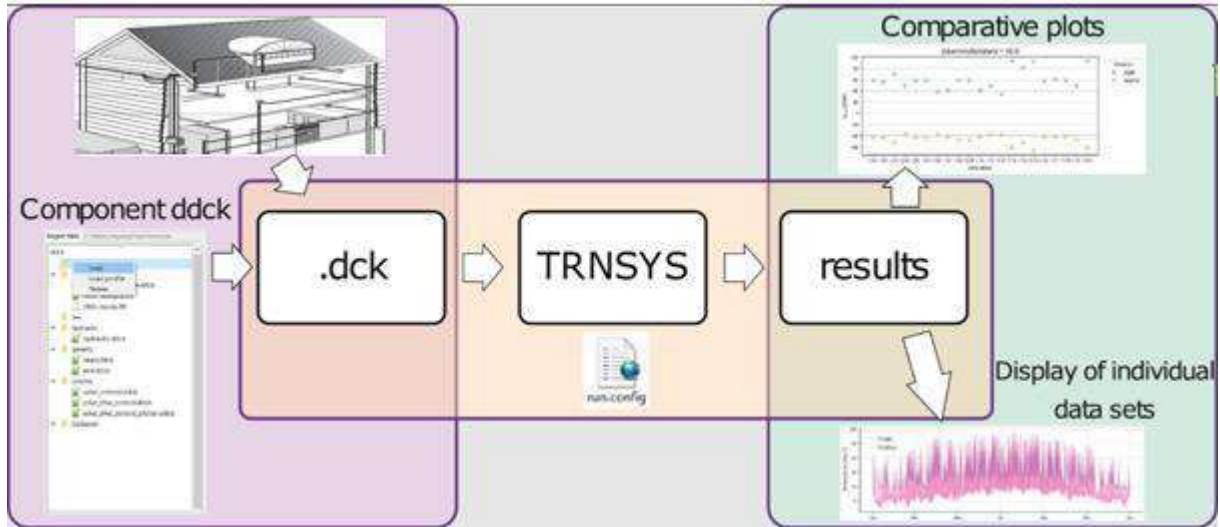
للحصول على نموذج مُرضٍ، من الضروري استخدام عدد كافٍ من البيانات لتمكين النموذج من تقدير وظيفة مستمرة. (16000 محاكاة حاسوبية) أجراها TRNSYS بإضافة قيم إدخال مختلفة لأن إنشاء نماذج ANN ضروري لإجراء تحليل الحساسية. بعد ذلك، تم إنشاء العديد من أوضاع ANN وتدريبها واختبارها بناءً على نتائج عمليات المحاكاة التي تم إجراؤها. تم استخدام مجموعة أدوات الشبكة العصبية في برنامج python لمحاكاة نماذج ANN، وتعلم الخوارزمية ذات الصلة. لذلك في هذا البحث تم تقييم تأثير العديد من المتغيرات والتعديل فيها، وتم اختيار النموذج الذي يختتم الأداء الأولي على أنه أفضل وأنسب نموذج لتقدير طاقة المبنى المدروس.

يمكن تلخيص العلاقة بين المدخلات (u (k)) والمخرج (y (k)) في شبكة MLP على النحو التالي:

$$(k) = f2 (w2x (k) + b2) \quad (1)$$

$$(k) = f1 (w1u (k) + b1) \quad (2)$$

حيث يوضح x (k) متجه الإخراج من الطبقة المخفية. يتم عرض مصفوفة من طبقات الإدخال إلى الطبقة المخفية ومن الطبقة المخفية إلى طبقة الإخراج بواسطة w1 و w2 ويشار إلى أرقام التحيز في طبقات الإدخال والإخراج بواسطة b1 و b2.



الشكل (17.III): مثال توضيحي لطريقة الربط بين TRNSYS و python.

5.5.III تحليل البيانات

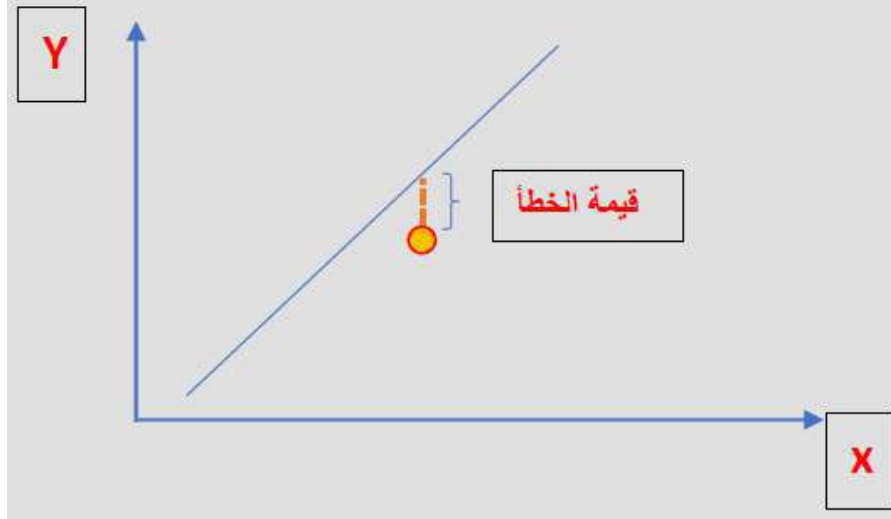
تمت تصفية عمليات المحاكاة التي سيتم تضمينها في قاعدة بيانات المحاكاة بناءً على نتائج المخرجات من أجل إنشاء عمليات محاكاة واقعية. على سبيل المثال، تم استبعاد عمليات المحاكاة التي تظهر القيم التي كانت عالية جداً أو منخفضة جداً لاحتياجات طاقة التدفئة والتبريد من قاعدة البيانات، مع الأخذ في الاعتبار أن النتيجة يمكن أن تأتي من مجموعة من الظروف الحدودية المفيدة للغاية أو غير المواتية أو هندسة المباني والمنشآت. تم تعيين القيم التالية كحدود من حيث القيم الدنيا أو القصوى:

- احتياجات طاقة التدفئة: 250/7 كيلو وات ساعة / م²؛

- احتياجات طاقة التبريد: 90/3 كيلو وات ساعة / م²؛

كما تم تحليل قاعدة البيانات من أجل التحقق من موثوقية البيانات المنتجة عن طريق التحقق من الحد على المخرجات. يمكن أن تختلف معلمات الإدخال عبر النطاقات المحددة، وتمثل جميع المدخلات حلاً ممكناً. ومع ذلك، قد ينتج عن مجموعة من المعلمات نواتج غير شائعة نسبياً، مثل أحمال التدفئة السنوية التي تكون منخفضة جداً. لذلك، تمت إزالة عمليات المحاكاة التي تُظهر مثل هذا الاستهلاك المنخفض للطاقة من قاعدة البيانات لأنها تمثل مجموعات غير محتملة من مظاريف المباني عالية الكفاءة في استخدام الطاقة مع مكاسب إجمالي عالية جداً من الحرارة الداخلية.

في هذه الدراسة، تم تقسيم البيانات المدروسة بناءً على الطريقة المقترحة بواسطة Shahin [77]: تم اختيار 80% من البيانات للتدريب و20% للتحقق. أخيراً، لتحديد النموذج المناسب.



الشكل (18.III): كيفية التحقق من صحة النموذج.

6.III خاتمة :

في هذا الفصل تم توضيح جميع المصطلحات الأساسية للتعلم الآلي المعمول بها. وأخذنا نظرة عامة على ممارسات سابقة للتصميم المستخدم في البحث. تم أيضاً في هذا الفصل:

- شرح عمل كل من python وTRNSYS.
- تقسيم العمل إلى مجموعات.
- تقديم حالة المبنى وتحديد مجالات وخصائص المعلمات الأكثر أهمية.
- كيفية التحقق من صحة النموذج.

الفصل الرابع (النتائج والمناقشة)

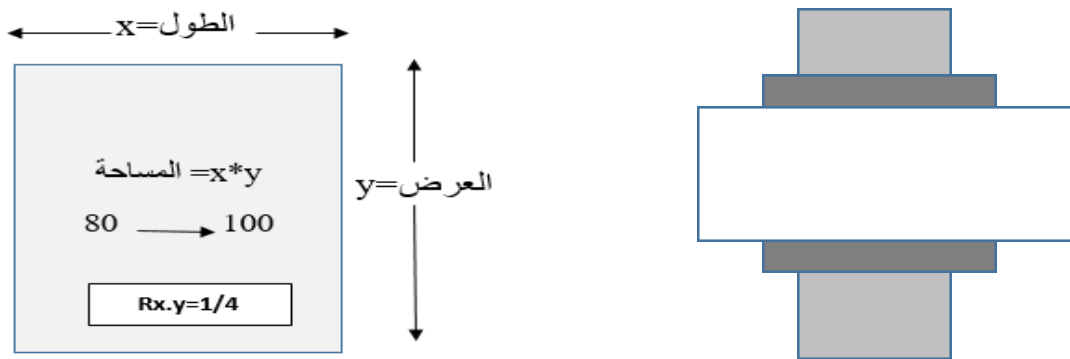
1.IV مقدمة :

سوف نتطرق في هذا الفصل الي انتاج ومعالجة البيانات و النتائج المتحصل عليها باستعمال المحاكاة المدمجة المشار اليها في الفصل السابق، باستخدام لغة البرمجة بايثون المدمجة مع برنامج محاكاة استهلاك الطاقة في المباني ترانسيس (النموذج Type 56) و الذي استعمل من اجل توليد قواعد البيانات ومن ثم الدراسة التحليلية. كما استعملنا عدة خوارزميات للذكاء الاصطناعي وفي الأخير خلاصة للنتائج المتحصل عليها.

2.IV التنبؤ بأحمال التدفئة والتبريد :

من أجل تعليم النموذج قمنا بإنشاء مجموعات من المتغيرات، يمكن التنبؤ بأحمال التدفئة والتبريد داخل كل مجموعة بدلاً من مجموعة البيانات بأكملها.

ومن اجل معرفة النموذج قمنا بوضع رقم لا بعدي يعطي فكرة عن شكل المبنى (الشكل الهندسي (RF)=(العرض/الطول) حيث يتغير من 1 الى 4 كما هو موضح في الشكل.



1.2.IV المجموعة الأولى :

يتم تثبيت المساحات (100,90,80) مع تغيير في الشكل الهندسي كما هو موضح في الجداول (1.IV) (2.IV) (3.IV)

الرابط التالي يحوي البيانات المستعملة بالإضافة الي كود المعالجة:

<https://github.com/anouar3030/CodeBuilding.git>

• عند تثبيت المساحة في 100:

Index	AREA	AREA E	AREA S	VOLUM	HEAT	COOL
0	100	6	16.67	300	79.08	24.58
1	100	7	14.29	300	78.43	23.99
2	100	8	12.5	300	78.74	24.1
3	100	9	11.11	300	79.09	24.23
10	100	16	6.25	300	69.34	23.65
11	100	17	5.88	300	78.3	24.19
12	100	18	5.56	300	69.14	23.52
13	100	19	5.26	300	69.07	23.46
14	100	20	5	300	69.11	23.45

الجدول (1.IV): بيانات المجموعة الأولى عند تثبيت مساحة (100م²).

من الجدول نلاحظ كلما زاد الطول وتناقص العرض يقابلهما تناقص في قيمة التدفئة والتبريد باستمرار. ومنه نستنتج أن الشكل الهندسي المناسب للحصول على أفضل قيم في هذه المساحة عندما يساوي الطول (20) والعرض (5).

• عند تثبيت المساحة في 90:

Index	AREA	AREA E	AREA S	VOLUM	HEAT	COOL
15	90	4.74	18.97	270	76.91	26.08
16	90	5.69	15.81	270	77.1	26.13
17	90	6.64	13.55	270	77.34	26.21
18	90	7.59	11.86	270	77.64	26.32
19	90	8.54	10.54	270	77.97	26.44
20	90	9.49	9.49	270	78.32	26.58
26	90	15.18	5.93	270	68.83	26.72
27	90	16.13	5.58	270	68.08	26.31
28	90	17.08	5.27	270	67.66	26.07
29	90	18.02	4.99	270	67.44	25.93
30	90	18.97	4.74	270	67.38	25.87

الجدول (2.IV): بيانات المجموعة الاولى عند تثبيت مساحة (90م²).

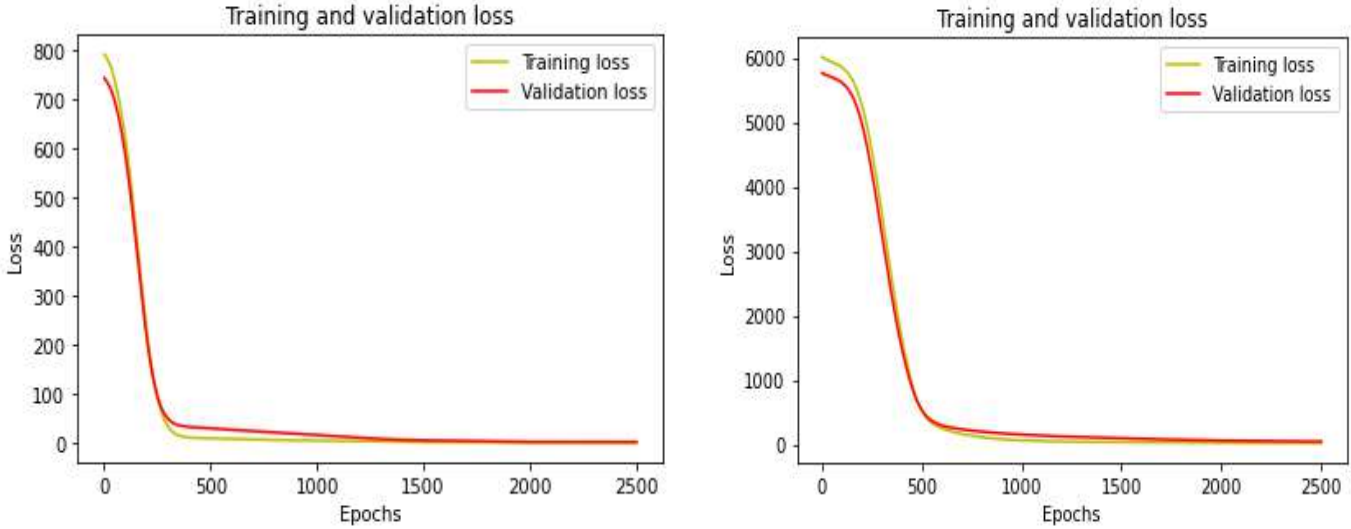
نلاحظ من الجدول كلما زاد الطول وتناقص العرض يقابلهما تناقص في قيمة التدفئة والتبريد، وهذا مانفسره بأن النموذج تدرب جيدا فأعطى لنا هذه النتيجة التي نعتبرها جد مرضية مقارنة بمساحة 100م² ومنه نستنتج ان الشكل الهندسي المناسب لمساحة (90م²) هو $RF = \text{Area-E}(18.97) / \text{Area-S}(4.74)$ ، ونستنتج أيضا أن تناقص المساحة لها علاقة مع تحسين النتائج.

• عند تثبيت المساحة في 80:

Index	AREA	AREA E	AREA S	VOLUM	HEAT	COOL
31	80	4.47	17.89	240	75.84	29.09
32	80	5.37	14.91	240	75.98	29.11
33	80	6.26	12.78	240	97.04	29.76
34	80	7.16	11.18	240	76.18	29.18
74	80	14.31	5.59	240	77.85	29.8
75	80	15.21	5.26	240	78.28	29.98
76	80	16.1	4.97	240	78.74	30.16
77	80	16.99	4.71	240	97.39	29.76
78	80	17.89	4.47	240	97.69	29.86

الجدول (3.IV): بيانات المجموعة الاولى عند تثبيت مساحة (80م²).

نلاحظ من الجدول عند تثبيت المساحة في 80م² تزايد قيمة الطول وتناقص قيمة العرض يقابلها ارتفاع في قيمة التبريد والتدفئة ومنه نستنتج ان الشكل الهندسي المناسب لمساحة (90م²) هو RF=Area-S(17.89) / Area-E(4.47). تم تدريب بيانات برنامج على نموذج المجموعة الأولى للتحقق من صحة نتائج التدفئة والتبريد (أ) (ب) على الترتيب.



(ب) في حالة التبريد

(أ) في حالة التدفئة

الشكل (2.IV): منحنى بياني يمثل قيمة الخطأ بدلالة التكرار (مجموعة الأولى).

نلاحظ من الشكل (أ) عند بداية التكرار كان منحنى بيانات التدريب (Training loss) يساوي 6000 خطأ ومنحنى بيانات التحقق (Validation loss) يساوي 5700 مع استمرار التكرار تناقصت قيمة بشكل كبير وواضح في كلا المنحنيين إلى أن وصلت إلى القيمة 100 عند عدد التكرار يساوي 500 ومع استمرار التكرار حتى القيمة 1000 تناقصت قيمة الخطأ في المنحنيين بتناقص طفيف عند القيمة 40 وثبتت عند قيمة هذا الأخير بالرغم من استمرار التكرار حتى القيمة 2500.

أما بالنسبة للشكل (ب) فنلاحظ نفس الشيء بالنسبة للشكل (أ) مع تغير في قيمة الخطأ عند بداية التكرار كانت تساوي 800 بالنسبة لمنحنى التدريب و750 بالنسبة لمنحنى التحقق.

ولمعرفة أي من الخوارزميات أكثر دقة والتي تسجل أقل نسبة خطأ استعملنا أربع خوارزميات كما هو موضح في الجدول.

Algorithms	Heating		Cooling	
	Loss	MAE	Loss	MAE
Neural network	114.711	7.889	0.748	0.618
Linear regression	106.016	7.050	0.243	0.336
Decision tree	103.167	5.938	0.206	0377
Random forest	99.822	5.913	0.168	0.323

الجدول (4.IV): يمثل الجدول مقارنة نسبة الخطأ بين الخوارزميات المستخدمة.

سجلت خوارزمية (Random forest) أفضل نتائج مقارنة بالخوارزميات الأخرى بالنسبة لقيمة الخطأ حيث سجلت أقل قيمة خطأ في حالة التدفئة، أما في حالة التبريد جميع الخوارزميات الأربع قدموا نتائج جيدة بفارق بسيط.

2.2.IV المجموعة الثانية :

عندما لاحظنا أن المجموعة الأولى قدمت لنا نتائج مرضية اقترحنا زيادة عدد المحاكاة بنفس المدخلات بهدف الوصول إلى نتائج أكثر دقة. (على عكس المجموعة الأولى نقوم بزيادة العرض وتناقص الطول).

الرابط التالي يحوي البيانات المستعملة بالإضافة الي كود المعالجة:

<https://github.com/anouar3030/CodeBuilding.git>

• عند تثبيت المساحة 100:

Index	AREA	AREA N	AREA E	VOLUM	HEAT	COOL
0	100	5.1	19.61	300	87	24.8
1	100	5.2	19.23	300	85.82	24.22
2	100	5.3	18.87	300	85.18	23.65
3	100	5.4	18.52	300	85.21	23.66
4	100	5.5	18.18	300	85.24	23.67
113	100	16.4	6.1	300	79.74	23.27
114	100	16.5	6.06	300	79.74	23.26
115	100	16.6	6.02	300	79.74	23.26
116	100	16.7	5.99	300	79.74	23.26
117	100	16.8	5.95	300	79.74	23.26
118	100	16.9	5.92	300	79.74	23.25

الجدول رقم (5.IV): بيانات المجموعة الثانية عند تثبيت مساحة (100م²).

نلاحظ من الجدول، أن بتناقص الطول وزيادة العرض بشكل تدريجي أكثر دقة يقابلها إنخفاض في قيم التدفئة والتبريد، الشكل الهندسي المناسب في هذه الحالة هو $RF=Area-N(16.9) / Area-E(5.92)$.

• عند تثبيت المساحة في 90:

Index	AREA	AREA N	AREA E	VOLUM	HEAT	COOL
301	90	4.74342	18.97	270	83.6667	25.7
302	90	4.83828	18.6	270	83.6778	25.7
303	90	4.93315	18.24	270	83.7	25.7111
304	90	5.02802	17.9	270	83.7111	25.7111
305	90	5.12289	17.57	270	83.7333	25.7111
446	90	18.4993	4.87	270	78.4778	25.5778
447	90	18.5942	4.84	270	78.4778	25.5778
448	90	18.6891	4.82	270	78.4778	25.5778
449	90	18.7839	4.79	270	78.4667	25.5667
450	90	18.8788	4.77	270	78.4667	25.5667
451	90	18.9737	4.74	270	78.4667	25.5667

الجدول (6.IV): بيانات المجموعة الثانية عند تثبيت مساحة (90م²).

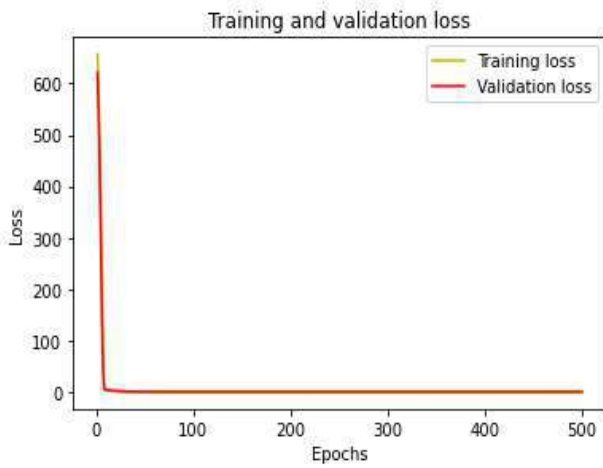
نلاحظ من الجدول أن بتناقص الطول وزيادة العرض بشكل تدريجي أكثر دقة يقابلها إنخفاض في قيم التدفئة والتبريد، الشكل الهندسي المناسب في هذه الحالة هو $RF=Area-N(18.97) / Area-E(4.74)$.

• عند تثبيت المساحة في 80:

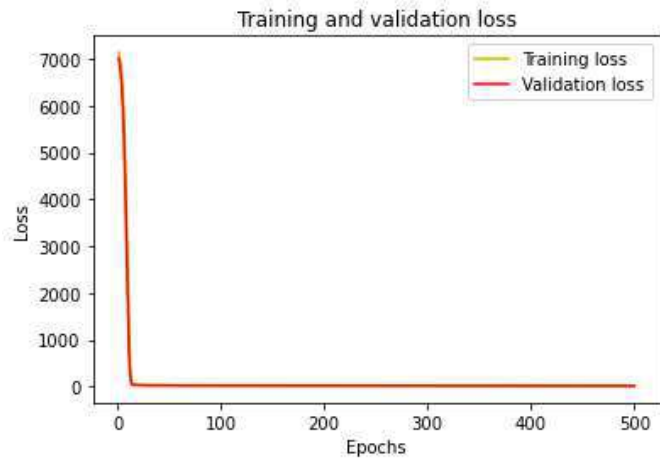
Index	AREA	AREA N	AREA E	VOLUM	HEAT	COOL
603	80	4.47214	17.89	240	82.725	28.75
604	80	4.56158	17.54	240	82.7125	28.75
605	80	4.65102	17.2	240	82.7	28.7375
606	80	4.74046	16.88	240	82.675	28.725
607	80	4.82991	16.56	240	82.6625	28.7125
749	80	17.5308	4.56	240	106.3	29.5
750	80	17.6202	4.54	240	106.338	29.5125
751	80	17.7097	4.52	240	106.375	29.525
752	80	17.7991	4.49	240	106.4	29.5375
753	80	17.8885	4.47	240	106.438	29.55

الجدول (7.IV): بيانات المجموعة الثانية عند تثبيت مساحة (2م80).

من الجدول نلاحظ أن الشكل الهندسي المناسب لمساحة (2م80) هو $RF = \text{Area-E}(16.56) / \text{Area-N}(4.8)$. تم تدريب بيانات برنامج على نموذج المجموعة الثانية للتحقق من صحة نتائج التدفئة والتبريد (أ) على الترتيب.



- (ب) في حالة التبريد



- (أ) في حالة التدفئة

الشكل رقم (3.IV): منحنى بياني يمثل قيمة الخطأ بدلالة التكرار (مجموعة الثانية).

نلاحظ من الشكل (أ) عند بداية التكرار، منحنيات التدريب والتحقق كلاهما يساوي (Loss) 7000 ومع مرور أقل من 10 تكرارات تناقصت قيمة الخطأ بشكل مباشر إلى أن انعدم في القيمة 10 وثبتت قيمة الخطأ عند قيمة 0 في ظل استمرار التكرار حتى 500 تكرار.

أما بالنسبة للشكل (ب) لاحظنا نفس الشيء انعدام في قيمة الخطأ بنسبة 100% بمرور أقل من 10 تكرارات لتبقى منعدمة حتى النهاية.

Algorithms	Heating		Cooling	
	Loss	MAE	Loss	MAE
Neural network	16.708	2.580	0.0289	0.108
Linear regression	34.202	3.901	0.128	0.300
Decision tree	24.431	1.740	0.042	0.087
Random forest	18.623	1.967	0.022	0.071

الجدول رقم (8.IV): مقارنة بين الخوارزميات في المجموعة الثانية.

في حالة التبريد جميع الخوارزميات قدموا نتائج جيدة جدا في قيمة الخطأ بفوارق بسيطة جدا، أما في حالة التدفئة سجلنا نتائج جيدة مقارنة بالمجموعة الأولى.

3.2.IV المجموعة الثالثة :

تحديد جميع المدخلات، وتغيير كل المجالات الممكنة لإجراء محاكاة يفوق عددها 4000.

الرابط التالي يحوي البيانات المستعملة بالإضافة الي كود المعالجة:

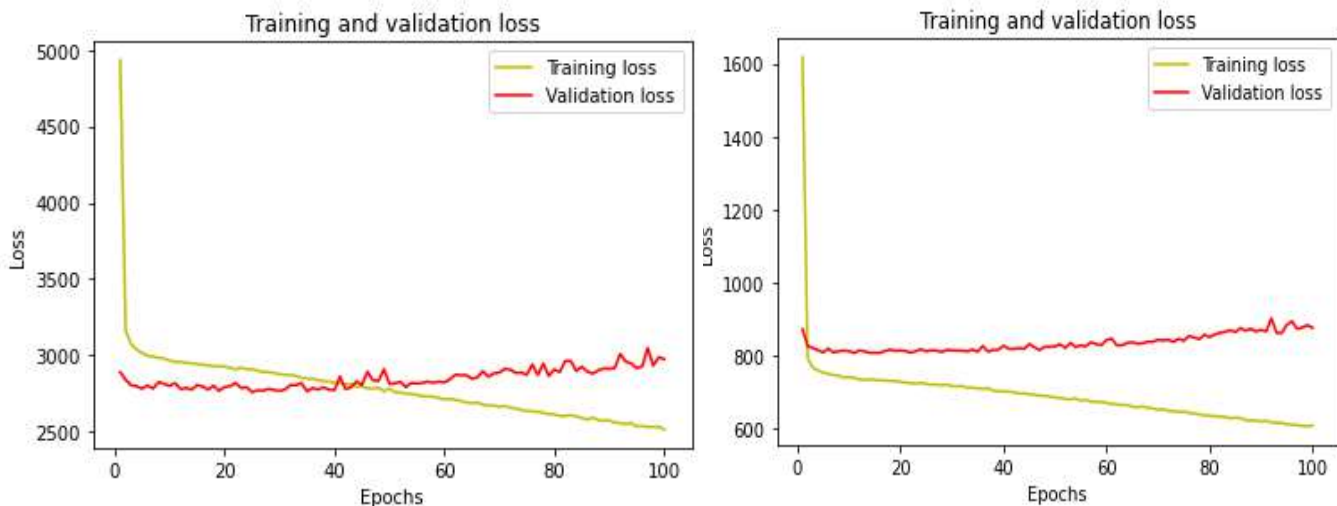
<https://github.com/anouar3030/CodeBuilding.git>

Index	Uwall	Uroof	Uarou	Uwind	WWR F	WWR W	WWR N	WWR S	ARFA F	ARFA S	VOIUM	ARFA	COIOR	HAFT	COOI
0	0.001	0.001	0.001	1	0.949	0.949	0.949	0.4745	9.49	9.49	270	90	0.9	71.8	34.11
1	0.001	0.21	0.22	1	0.4745	0.4745	0.4745	0.949	9.49	9.49	270	90	0.9	62.37	31.18
2	0.2	0.001	0.22	1	0.894	0.894	0.894	0.447	8.94	8.94	240	80	0.9	18.66	78.15
3	0.001	0.001	0.001	2	0.949	0.949	0.4745	0.4745	9.49	9.49	270	90	0.1	33.12	133
4	0.001	0.21	0.22	2	0.632	0.632	1.265	0.6325	6.32	12.65	240	80	0.1	80.13	35.78
5	0.2	0.001	0.001	2	0.671	0.671	0.671	0.3355	13.42	6.71	270	90	0.1	31.37	130.11
4599	0.001	0.21	0.001	1	0.671	0.671	0.671	1.342	6.71	13.42	270	90	0.1	24.46	144.11
4600	0.001	0.21	0.22	2	0.949	0.949	0.4745	0.4745	9.49	9.49	270	90	0.1	10.79	55.76
4601	0.001	0.21	0.001	2	0.3535	0.3535	1.414	0.707	7.07	14.14	300	100	0.1	11.62	54.63
4602	0.001	0.001	0.22	1	0.707	0.707	1.414	1.414	7.07	14.14	300	100	0.1	9.98	51.1
4603	0.2	0.21	0.22	1	1.414	1.414	0.3535	0.3535	14.14	7.07	300	100	0.1	59.5	0.1
4604	0.001	0.21	0.22	1	0.447	0.447	0.894	0.894	8.94	8.94	240	80	0.1	64.66	0.22
4605	0.2	0.001	0.22	2	0.5	0.5	1	1	10	10	300	100	0.1	63.34	0

الجدول رقم (9.IV): بيانات المجموعة الثالثة.

نلاحظ من الجدول تسجيل تذبذب في النتائج بالرغم من إجراء 4600 محاكاة.

تم تدريب بيانات برنامج على نموذج المجموعة الثالثة للتحقق من صحة نتائج التدفئة والتبريد (أ) (ب) على الترتيب.



- (ب) في حالة التبريد.

- (أ) في حالة التدفئة.

الشكل رقم (4.IV): منحنى بياني يمثل قيمة الخطأ بدلالة التكرار (مجموعة الثالثة).

نلاحظ من المنحنيين (أ) و (ب) أن قيمة الخطأ كبيرة جدا بالرغم من استمرار التكرار حتى 100.

Algorithms	Heating		cooling	
	Loss	MAE	Loss	MAE
Neural network	865.245	25.748	3342.549	47.956
Linear regression	775.75	25.288	2997.770	44.729
Decision tree	1378.727	30.537	5445.951	57.826
Random forest	1065.580	27.663	4240.831	52.214

الجدول رقم (10.IV): مقارنة بين الخوارزميات في المجموعة الثالثة.

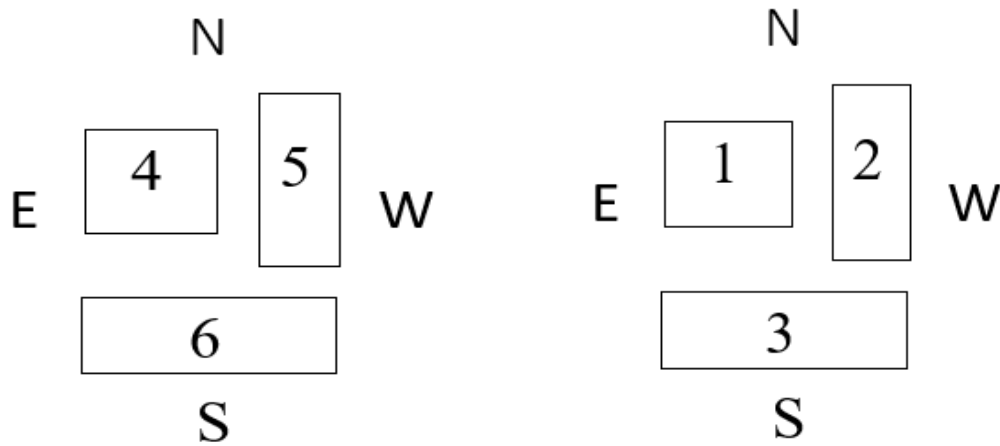
بالرغم من النتائج الغير مرضية، إلا أن خوارزمية الإنحدار الخطي سجلت أفضل نتائج نسبيا من باقي الخوارزميات في كلتا الحالتين (تدفئة-تبريد).

4.2.IV المجموعة الرابعة :

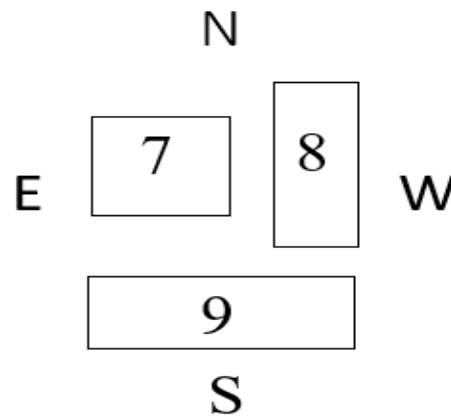
تحديد جميع المدخلات وإضافة معلم جديد (case) يعبر عن حالات المبنى في المساحات الثلاثة المعمول بها.

الرابط التالي يحوي البيانات المستعملة بالإضافة الي كود المعالجة:

<https://github.com/anouar3030/CodeBuilding.git>



الشكل رقم (5.IV): حالات المبنى عند المساحة 80م². الشكل رقم (6.IV): حالات المبنى عند المساحة 90م².

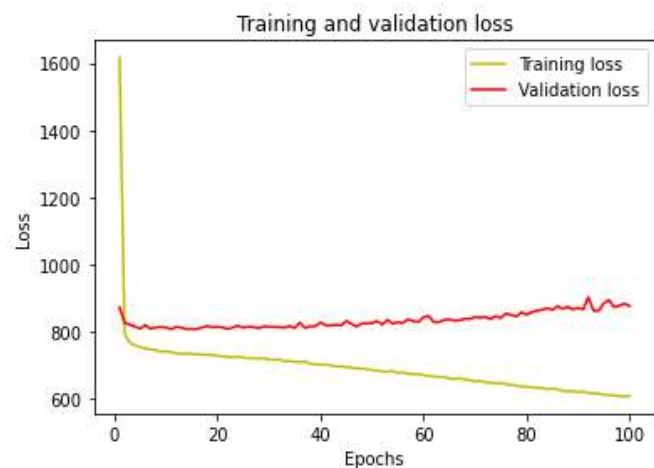
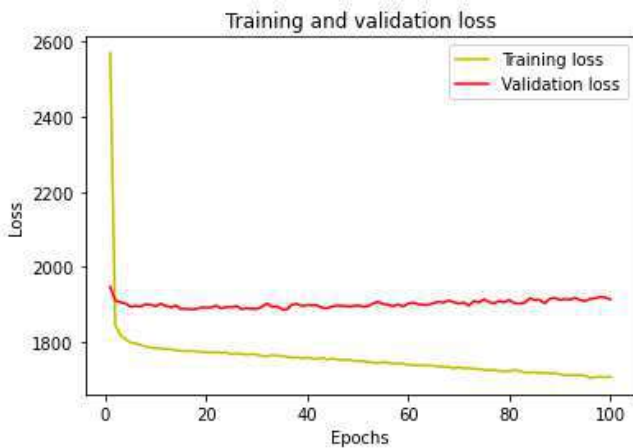


الشكل رقم (7.IV): حالات المبنى عند المساحة 100م².

Index	CASF	U _{wall}	U _{roof}	U _{arou}	U _{wind}	WWR F	WWR W	WWR N	WWR S	ARFA F	ARFA S	VOI UM	ARFA	HFAT	COOI
0	9	0.2	0.21	0.22	1	0.3535	0.3535	0.707	0.707	7.07	14.14	300	100	0.17	48.76
1	9	0.2	0.001	0.001	1	0.3535	0.3535	0.707	1.414	7.07	14.14	300	100	20.38	125.5
2	3	0.2	0.001	0.001	1	0.316	0.316	1.265	0.6325	6.32	12.65	240	80	23.13	146.88
3	4	0.2	0.001	0.001	1	0.671	0.671	0.3355	0.671	13.42	6.71	270	90	11.88	57.73
4	1	0.2	0.21	0.22	2	1.265	1.265	0.316	0.632	12.65	6.32	240	80	70.28	0
5	2	0.001	0.21	0.001	2	0.894	0.894	0.894	0.447	8.94	8.94	240	80	21.36	147.63
6638	8	0.2	0.21	0.22	2	1	1	0.5	1	10	10	300	100	0.25	36.03
9208	5	0.1	0.21	0.1	1	0.4745	0.4745	0.949	0.949	9.49	9.49	270	90	38.01	144.44
9209	2	0.2	0.21	0.22	2	0.894	0.894	0.894	0.447	8.94	8.94	240	80	25.18	161.25
9210	8	0.1	0.21	0.1	1	0.5	0.5	0.5	0.5	10	10	300	100	14.19	58.01
9211	3	0.1	0.21	0.22	2	0.632	0.632	1.265	1.265	6.32	12.65	240	80	29.1	173.25
9212	6	0.1	0.1	0.22	1	0.3355	0.3355	1.342	0.671	6.71	13.42	270	90	12.99	61.64
9213	2	0.1	0.1	0.22	2	0.894	0.894	0.447	0.447	8.94	8.94	240	80	79.15	35.75

الجدول رقم (11.IV): بيانات المجموعة الرابعة.

نلاحظ من الجدول عدم إستقرار في النتائج بالرغم من زيادة عدد المحاكاة إلى 9200. ومع ذلك سجلنا نتائج جيدة نسبياً. بحيث يساوي مجموع التدفئة والتبريد 36.55 kw/m².year.



-(ب) في حالة التبريد.

-(أ) في حالة التدفئة.

الشكل رقم (8.IV): منحنى بياني يمثل قيمة الخطأ بدلالة التكرار (مجموعة الرابعة).

نلاحظ من المنحنيين (أ) و (ب) تحسن في النتائج مقارنة بالمجموعة الثالثة.

Algorithms	Heating		Cooling	
	Loss	MAE	Loss	MAE
Neural network	937.341	26.515	1963.162	32.662
Linear regression	980.175	28.715	1929.826	31.975
Decision tree	1098.778	27.430	2345.17	35.932
Random forest	1078.416	27.306	2320.480	35.832

الجدول رقم (12.IV): مقارنة بين الخوارزميات في المجموعة الرابعة.

بالرغم من النتائج الغير مرضية، إلا أن الشبكات العصبية (ANN) تفوقت على باقي الخوارزميات في التدفئة، أما في التبريد linear regression قدمت أفضل نتيجة.

خاتمة:

وفقا لنتائج المتحصل عليها فإن أداء النموذج جيد بالنسبة للمجموعتين الأولى والثانية عند استخدام عدد محدود من المدخلات بمتغير وحيد وهو الشكل الهندسي، حيث أظهرت كل من decision tree و Random forest نتائج جيدة مقارنة ب ANN و linear Regression.

أما بالنسبة للمجموعتين الثالثة والرابعة يمكننا ملاحظة ضعف أداء النموذج. هذا يعني أن النموذج لم يعمل بشكل جيد عند إدخال جميع المتغيرات في آن واحد.

يمكن استنتاج أن النموذج المثالي الذي يفى بمتطلبات المبنى في التصميم النهائي، يُنظر إليه من خلال إجراء عدد هائل من المحاكاة قد يصل عددها إلى عشرات أو مئات الألاف، وهذا مايقودنا إلى الخروج من التعلم الآلي والدخول في التعلم العميق.

خاتمة عامة:

من خلال هذه الدراسة، حاولنا فحص أداء استهلاك الطاقة. للقيام بذلك، قمنا بتطوير تحليل مفاهيمي للمفاهيم الأساسية المتعلقة بموضوعنا حتى نتمكن من متابعة التطبيق.

تظهر الدراسات على المستوى العالمي أن قطاع البناء هو أحد المستهلكين الرئيسيين الذين يؤثرون على إنفاق الطاقة وانبعاثات الغازات، ويقدر استهلاك الطاقة لهذا القطاع حالياً بحوالي 40% من الاستهلاك العالمي. هذا الاستهلاك المرتفع الموزع بشكل غير متكافئ في العالم يعتمد بشكل أساسي على الوقود الأحفوري، وهو مورد غير متجددة. تتطلب الأعباء البيئية الزائدة في هذا القطاع بالإضافة إلى هذه الآثار الضارة على محيطنا الحيوي استخدام البدائل البيئية من أجل المشاركة في الكفاح من أجل الحفاظ على البيئة وتعزيزها. وقد مكنتنا البحث النظري الذي تم تطويره في هذا العمل من استنتاج أن نهج (أداء عالي الطاقة) هو بديل بيئي يسعى إلى التحكم في استهلاك الطاقة وتقليل تأثير المشروع المعماري على البيئة من خلال التصميم السلبي، مع مراعاة العتبات التي تحددها ملصقات ومعايير الطاقة المختلفة. في هذا السياق، يعد تصميم وإنشاء المباني ذات الأداء العالي للطاقة ضرورة للتحكم في الطاقة وتوفيرها في قطاع البناء.

بعد ذلك، حاولنا تحليل دراسة الحالة وتقييمها. كان النهج تعليم الألة للقيام بمحاكاة لاستهلاك الطاقة بالنسبة للتدفئة وتبريد، تم تعبئة برنامج TRANSYS. بعد إقتناء ومعالجة البيانات بعناية ومن بين هذه البيانات (المساحة، الحجم، الشكل الهندسي، الخ) وتقسيمها إلى مجموعات.

كشفت المحاكاة في المجموعتين الأولى والثانية عن نتائج مرضية أما بالنسبة للمجموعتين الثالثة والرابعة فكشفت عن نتائج غير مرضية لأنها تحتاج إلى عدد محاكاة أكبر وهذا ما يقودنا إلى التعلم العميق (DEEP LEARNING) لهذا نقترح تكملة لهذا العمل للمهتمين بهذا المجال.

كان الغرض من العمل هو وضع تصور واضح لنموذج يمكن أن يوفر معلومات بشأن استهلاك الطاقة من خلال التنبؤات المحلية التقريبية في أحمال التدفئة والتبريد المباني أو المنازل. يمكن أن يساعد هذا الإطار المستخدمين النهائيين على اتخاذ الإجراءات من خلال تحليل تأثير استهلاك الطاقة وتحديد الحالات الشاذة المحتملة التي قد تحتاج إلى معالجة. بينما تم تصميم هذا النموذج المقترح بشكل أساسي ليتم تطبيقه على كل حالة على حدة، من خلال توسيع نطاقه إلى شبكة أكثر ارتباطاً.

References:

- [1]. Crawley, D.B., et al., *Contrasting the capabilities of building energy performance simulation programs*. 2008. p. 661-673.
- [2]. Zhao, H.-x., F.J.R. Magoulès, and S.E. Reviews, *A review on the prediction of building energy consumption*. 2012. **16**(6): p. 3586-3592.
- [3]. Fouquier, A., et al., *State of the art in building modelling and energy performances prediction: A review*. 2013. **23**: p. 272-288.
- [4]. Rodrigues, F., C. Cardeira, and J.M.F.J.E.P. Calado, *The daily and hourly energy consumption and load forecasting using artificial neural network method: a case study using a set of 93 households in Portugal*. 2014. **62**: p. 220-229.
- [5]. Friedrich, L. and A.J.E.P. Afshari, *Short-term forecasting of the Abu Dhabi electricity load using multiple weather variables*. 2015. **75**: p. 3014-3026.
- [6]. Zhang, F., et al., *Time series forecasting for building energy consumption using weighted Support Vector Regression with differential evolution optimization technique*. 2016. **126**: p. 94-103.
- [7]. Ahmad, M.W., et al., *Trees vs Neurons: Comparison between random forest and ANN for high-resolution prediction of building energy consumption*. 2017. **147**: p. 77-89.
- [8]. Lusi, P., et al., *Short-term residential load forecasting: Impact of calendar effects and forecast granularity*. 2017. **205**: p. 654-669.
- [9]. Deng, H., et al., *Predictive modeling for US commercial building energy use: A comparison of existing statistical and machine learning algorithms using CBECS microdata*. 2018. **163**: p. 34-43.
- [10]. Divina, F., et al., *Stacking ensemble learning for short-term electricity consumption forecasting*. 2018. **11**(4): p. 949.
- [11]. Amasyali, K. and N. El-Gohary, *Predicting energy consumption of office buildings: a hybrid machine learning-based approach*, in *Advances in Informatics and Computing in Civil and Construction Engineering*. 2019, Springer. p. 695-700.
- [12]. Divina, F., et al., *A comparative study of time series forecasting methods for short term electric energy consumption prediction in smart buildings*. 2019. **12**(10): p. 1934.
- [13]. Wang, Z., et al., *Random Forest based hourly building energy prediction*. 2018. **171**: p. 11-25.
- [14]. Global ABC. Bilan mondial, vers un secteur des bâtiments et de la construction à émission zéro efficace et résilient ». Troisième édition, United Nations Environment Programme. (2018)
- [15]. Sources : International Energy Agency , World Energy Statistics and Balances 2018, www.iea.org/statistics et AIE Energy Technology Perspectives buildings model, www.iea.org/buildings.
- [16]. IEA (International Energy Agency). Energy Efficiency 2018, OECD/IEA, Paris, www.iea.org/efficiency2018.
- [17]. Outlook for Energy, 2017. A View to 2040. [exxonmobil.com](http://www.exxonmobil.com).
- [18]. Source :(AIE, 2018) , calculs établis à partir des données d'Energy Efficiency Investment Database: www.iea.org/buildings.
- [19]. Sources : AIE (2018a), calculs établis à partir des données de World Energy Statistics and Balances 2018, www.iea.org/statistics et AIE Energy Technology Perspectives buildings model, www.iea.org/buildings.
- [20]. www.globalabc.org.

- [21] Source : AIE (2018c), calculs établis à partir des données de Energy Efficiency Policies: Buildings, www.iea.org/topics/energyefficiency/policies/buildings.
- [22] BP Statistical Review of World Energy, 2017.
- [23] Ministère de l'énergie (ME), 2016. Bilan Énergétique National de l'année 2015.
- [24] CEA, 2016. Mémento sur l'énergie. Institut de technico-économie des systèmes énergétiques Direction des analyses stratégiques.
- [25] Les Échos, 2015. En Algérie, le tour de vis budgétaire risque de susciter une crise sociale. https://www.lesechos.fr/30/12/2015/lesechos.fr/021588565133_en-algerie--le-tour-de-vis-budgetaire-risque-de-susciter-une-crise-sociale.htm.
- [26] Agence Internationale de l'énergie (AIE), 2016. Perspectives énergétiques mondiales.
- [27] Gouareh A, 2017. Maîtrise et optimisation de la gestion énergétique en Algérie. Thèse de doctorat. Université de Djilali Liabes de Sidi Bel Abbes, Algérie.
- [28] Ministère de l'Énergie Algérie.
- [29] Service SONALGAZ d'Ouargla, la consommation d'énergie d'électricité et du gaz d'Ouargla
- [30] Centre de Recherche des Energies Renouvelables (CDER), 2015. Nouveau programme national sur l'efficacité énergétique (2016-2030).
- [31] [APRUE] « Programme d'Efficacité Énergétique en Algérie » Ministère de l'Énergie. <https://globalelectricity.org/content/uploads/Presentations-Group-1.pdf>.
- [32] APRUE. Programme de développement de l'efficacité énergétique à l'horizon2030. (2015), Disponible sur: <http://www.aprue.org.dz/documents/prog.develop.energ-2030.pdf>.
- [33] Bilan Énergétique National Année 2010, Ministère de l'Énergie Algérie, Edition(2018).
- [34] Chabane, L. Contribution méthodologique à la définition d'une procédure d'Audit énergétique dans l'habitat en Algérie, mémoire du magister, l'EPAU, Alger. (2010).
- [35] Harraoubia, I. La qualité du logement social en Algérie, regard sur les ouvrages dugros oeuvres », mémoire du master, école nationale supérieure d'architecture,Marseille,France. (2011).
- [36] Blervaque H, 2014. Règles de modélisation des systèmes énergétiques dans les Bâtiments Basse Consommation. Thèse doctorat, Paris, France.
- [37] Chlela F, 2008. Développement d'une méthodologie de conception de bâtiments à basse consommation d'énergie, Thèse doctorat, Université de La Rochelle, France.
- [38] Saifi N, 2015. Contribution a la conception des bâtiments à faible consommation d'énergie dans les zones arides. Thèse doctorat. Université d'Ouargla.
- [39] Benradouane N.R, 2010. Modélisation des estimations énergétiques d'une maison photo-solaire. Apport photothermique sur sites de Tlemcen et Bouzereah. Thèse doctorat. Université Abou-Bakr Belkaïd, Tlemcen.

- [40]. Kalay, N., et al., *Protective effects of carvedilol against anthracycline-induced cardiomyopathy*. 2006. **48**(11): p. 2258-2262.
- [41]. Lützkendorf, T., D.P.J.B.R. Lorenz, and Information, *Using an integrated performance approach in building assessment tools*. 2006. **34**(4): p. 334-356.
- [42]. de Wilde, P., et al., *Design analysis integration: supporting the selection of energy saving building components*. 2002. **37**(8-9): p. 807-816.
- [43]. Nadler, J., et al., *Automated apparatus for quantitation of social approach behaviors in mice*. 2004. **3**(5): p. 303-314.
- [44]. Dunston, P.S., X.J.J.o.c.e. Wang, and management, *Mixed reality-based visualization interfaces for architecture, engineering, and construction industry*. 2005. **131**(12): p. 1301-1309.
- [45]. Anderer, P., et al., *An E-health solution for automatic sleep classification according to Rechtschaffen and Kales: validation study of the Somnolyzer 24× 7 utilizing the Siesta database*. 2005. **51**(3): p. 115-133.
- [46]. Hanna, S.R., O.R. Hansen, and S.J.A.E. Dharmavaram, *FLACS CFD air quality model performance evaluation with Kit Fox, MUST, Prairie Grass, and EMU observations*. 2004. **38**(28): p. 4675-4687.
- [47]. Agamuthu, P., J.A.J.W.m. Hansen, and research, *Universities in capacity building in sustainable development: focus on solid waste management and technology*. 2007. **25**(3): p. 241-246.
- [48]. Mattmann, C.A.J.N., *A vision for data science*. 2013. **493**(7433): p. 473-475.
- [49]. Kavakiotis, I., et al., *Machine learning and data mining methods in diabetes research*. 2017. **15**: p. 104-116.
- [50]. Hensen, J.L. and R. Lamberts, *Building performance simulation for design and operation*. 2012: Routledge.
- [51]. Mehrabi, N., et al., *A survey on bias and fairness in machine learning*. 2021. **54**(6): p. 1-35.
- [52]. Kotsiantis, S.B.J.A.I.R., *Decision trees: a recent overview*. 2013. **39**(4): p. 261-283.
- [53]. Liaw, A. and M.J.R.n. Wiener, *Classification and regression by randomForest*. 2002. **2**(3): p. 18-22.
- [54]. Russell, S. and P. Norvig, *Artificial intelligence: a modern approach*. 2002.
- [55]. Oliphant, T.E.J.C.i.s. and engineering, *Python for scientific computing*. 2007. **9**(3): p. 10-20.
- [56]. Miller, C., C. Hersberger, and M. Jones. *Automation of common building energy simulation workflows using Python*. in *Proceedings of Building Simulation*. 2013.
- [57]. Griego, D., et al., *Energy efficiency optimization of new and existing office buildings in Guanajuato, Mexico*. 2015. **17**: p. 132-140.
- [58]. Ferrara, M., et al., *A simulation-based optimization method for the integrative design of the building envelope*. 2015. **78**: p. 2608-2613.
- [59]. Lu, S., et al., *The performance and analysis of office building energy consumption in the west of Inner Mongolia Autonomous Region, China*. 2016. **127**: p. 499-511.
- [60]. Delgarm, N., et al., *Multi-objective optimization of the building energy performance: A simulation-based approach by means of particle swarm optimization (PSO)*. 2016. **170**: p. 293-303.
- [61]. Salvalai, G., et al., *Analysis of different energy conservation strategies on existing school buildings in a Pre-Alpine Region*. 2017. **145**: p. 92-106.
- [62]. Gustafsson, M., et al., *Economic and environmental analysis of energy renovation packages for European office buildings*. 2017. **148**: p. 155-165.
- [63]. Bamdad, K., et al., *Building energy optimisation under uncertainty using ACOMV algorithm*. 2018. **167**: p. 322-333.

- [64]. Dotzler, C., et al., *Methods for optimising energy efficiency and renovation processes of complex public properties*. 2018. **164**: p. 254-265.
- [65]. Yigit, S., B.J.E. Ozorhon, and Buildings, *A simulation-based optimization method for designing energy efficient buildings*. 2018. **178**: p. 216-227.
- [66]. van den Brom, P., et al., *Actual energy saving effects of thermal renovations in dwellings—longitudinal data analysis including building and occupant characteristics*. 2019. **182**: p. 251-263.
- [67]. Ascione, F., et al., *Building envelope design: Multi-objective optimization to minimize energy consumption, global cost and thermal discomfort. Application to different Italian climatic zones*. 2019. **174**: p. 359-374.
- [68]. Gil-Baez, M., Á.B. Padura, and M.M.J.E. Huelva, *Passive actions in the building envelope to enhance sustainability of schools in a Mediterranean climate*. 2019. **167**: p. 144-158.
- [69]. Harkouss, F., F. Fardoun, and P.H.J.E. Biwole, *Passive design optimization of low energy buildings in different climates*. 2018. **165**: p. 591-613.
- [70]. Chen, Y., W. Pridasawas, and P.J.S.E. Lundqvist, *Dynamic simulation of a solar-driven carbon dioxide transcritical power system for small scale combined heat and power production*. 2010. **84**(7): p. 1103-1110.
- [71]. Duffy, M.J., et al. *TRNSYS-features and functionality for building simulation 2009 conference*. in *11th International IBPSA Conference-Building Simulation*. 2009.
- [72]. Aschaber, J., M. Hiller, and R. Weber. *Trnsys17: New features of the multizone building model*. in *11th International Building Performance Simulation Association Conference, Glasgow Scotland*. 2009. Citeseer.
- [73]. Curtiss, P.S., J.F. Kreider, and M. Brandemuehl. *Local and global control of commercial building HVAC systems using artificial neural networks*. in *Proceedings of 1994 American Control Conference-ACC'94*. 1994. IEEE.
- [74]. Kreider, J. and M.J.A.T. Anstett, *Application of Neural Networking Models to Predict Energy Use*. 1993. **99**(Pt 1).
- [75]. Dhar, A., T. Reddy, and D. Claridge, *Modeling hourly energy use in commercial buildings with Fourier series functional forms*. 1998.
- [76]. Kawashima, M., C.E. Dorgan, and J.W. Mitchell, *Hourly thermal load prediction for the next 24 hours by ARIMA, EWMA, LR and an artificial neural network*. 1995, American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers
- [77]. Shahin, A., L.E. Roberts, and L.J.J.N. Trainor, *Enhancement of auditory cortical development by musical experience in children*. 2004. **15**(12): p. 1917-1921.