مجلة جامعة دمشق للعلوم الهندسية
المجلد 42 العدد 2 (2026): 152- 165

Damascus University Journal of Engineering Sceinces
Vo 42 No2. (2023): 152 - 165

اقتراح نموذج محسن من الانحدار الخطي للتنبؤ بجودة المنتج لنمذجة الترسيب المنصهر (FDM) اعتماداً على بارامترات الدخل

علي سلمان بركات*[1] محمود محمد حسين[2]

*[1]. مهندس، ماجستير في علوم الويب من الجامعة الافتراضية.
alibarakat637@SyrianVirtualUniversity.edu.sy

[2]. مهندس، ماجستير في علوم الويب من الجامعة الافتراضية.
mahmoudhusain60@SyrianVirtualUniversity.edu.sy

الملخص:

تعد نمذجة الترسيب المنصهر Fused deposition modeling (FDM) من الأنواع الرائجة للتصنيع التزايدي Additive Manufacturing ، والتي تتميز بقلة التكاليف وسرعة الإنتاج، لكن هذا النوع يحتوي على العديد من بارامترات التصنيع (أكثر من 20 بارامتر). إن إي تغير في قيم هذه البارامترات له تأثيره المباشر على جودة المنتج والخواص الميكانيكية، وقد تم الاعتماد في الدراسات السابقة على المنهج التجريبي لبيان تأثير بارامترات المعالجة في جودة المنتج، تم في هذه المقالة اقتراح نموذج محسن يعتمد الانحدار الخطي Linear Regressionللتنبؤ بجودة المنتج (قوة الشد tensile strength) لنمذجة الترسيب المنصهر (FDM) اعتماداً على بارامترات المعالجة، ومقارنة النتائج التي تم التنبؤ بها مع النتائج الحقيقية.

الكلمات المفتاحية: نمذجة الترسيب المنصهر، تعليم الآلة، الانحدار الخطي، التصنيع التزايدي، بارامترات المعالجة، قوة الشد.

تاريخ الإيداع: 2023/7/31
تاريخ القبول: 2023/9/10

حقوق النشر: جامعة دمشق – سورية، يحتفظ المؤلفون بحقوق النشر بموجب **CC BY-NC-SA**

Proposing an improved model of linear regression to predict product quality for Fused Deposition Modeling (FDM) depending on the input parameters

Ali Slman Barakat*[1] Mahmoud Mohammad Husain[2]
[*1.] Eng, Master of web science in Syrian Virtual University.
aliBarakat637@SyrianVirtualUniversity.edu.sy .
[2.] Eng, Master of web science in Syrian Virtual University
mahmoudhusain60@SyrianVirtualUniversity.edu.sy .

Received: 31/7/2023
Accepted: 10/9/2023

Copyright: Damascus University- Syria, The authors retain the copyright under a CC BY- NC-SA

Abstract:

Fused deposition modeling (FDM) is one of the popular types of additive manufacturing, which is characterized by low costs and speed of production, but this type contains many manufacturing parameters (more than 20 parameters). Any change in the values of these parameters has a direct effect on product quality and mechanical properties. In previous studies, the experimental approach was relied upon to demonstrate the effect of processing parameters on product quality. In this article, an improved model based on the linear regression was proposed to predict product quality (tensile strength) for fused deposition modeling (FDM) based on processing parameters, and comparing the predicted results with the real results.

Keywords: fused deposition modeling, machine learning, linear regression, additive manufacturing, processing parameters, tensile strength.

المقدمة:

أصبح التصنيع السريع للمجسمات ثلاثية الأبعاد بمساعدة برامج تصميم (CAD) ممكنًا باستخدام تقنية التصنيع التزايدي (AM)، حيث لا تحتاج AM إلى الأدوات التقليدية أو البرمجة الخاصة.

يعرف التصنيع التزايدي على أنه عملية دمج المواد لصنع أشياء مادية من بيانات حاسوبية ثلاثية الأبعاد (Abdullah، وآخرون، 2018). تم في الآونة الأخيرة تطوير وبيع العديد من الآلات منخفضة التكلفة والمفتوحة المصدر من نوع FDM في السوق، والتي يمكن أن تنتج مجموعة متنوعة من النماذج الأولية بالحرارة،حيث أن FDM هي إحدى التقنيات المستخدمة على نطاق واسع في AM والتي يمكنها إنشاء جسم صلب ثلاثي الأبعاد بسرعة باستخدام أشكال هندسية معقدة (Abdullah، وآخرون، 2018).

1- نمذجة الترسيب المنصهر FDM:

هي تقنية للطباعة ثلاثية الأبعاد تم تعريفها في (ISO / ASTM 52900)، على أنها عملية يتم من خلالها بثق مادة بلاستيكية بالحرارة في طبقات لإنشاء مجسم ثلاثي الأبعاد، حيث يتم في هذه العملية تنفيذ تصميم المنتج لأول مرة باستخدام برنامج التصميم بمساعدة الكمبيوتر (CAD) ، يتم تصدير التصميم إلى تنسيق ملف STL ، ثم يتم بعد ذلك تقطيع هذا النموذج ذي الأوجه إلى مقاطع عرضية أفقية متوازية (Chaudhry و Czekanski، 2020).خلال هذه العملية تكون المواد المستخدمة (على سبيل المثال ، أكريلونيتريل بوتادين ستايرين (ABS))على شكل خيط، حيث يتم بثق المادة من خلال فوهة البثق التي يتم التحكم في درجة حرارتها ، يتم صهر كل طبقة وترسيبها على لوح التصنيع على شكل أليف (الشكل1). (Chaudhry و Czekanski، 2020)

يتم استخدام تقنية FDM في صناعة السيارات والطيران والأجزاء الطبية وصناعات الأجزاء الخاصة بالمستهلك (Rajpurohit و Dave، 2018). ومع ذلك، فإن FDM لها بعض العيوب بما في ذلك السرعة البطيئة نسبيًا والدقة المحدودة وقبل كل شيء الخواص الميكانيكية الضعيفة للأجزاء المطبوعة. حيث يكون لخواص التركيب الطبقي للجزء المطبوع والالتصاق بين الطبقات تأثير كبير على الخواص الميكانيكية. (Rajpurohit و Dave، 2018)

يعود انتشار FDM إلى عدة خصائص منها بساطة المواد المستعملة، إمكانية التشغيل بدون إشراف، التكاليف المنخفضة، الحجم المصغر لآلات التصنيع، ودرجة حرارة عمل منخفضة. (Abdullah، وآخرون، 2018).

إن استخدام صناعة FDM يتطور، على الرغم من حقيقة أن هذه الصناعة تستخدم بشكل أساسي في النماذج الأولية ، يأتي هذا التطور من خلال التحسين التدريجي في الآلية والمواد المستخدمة، ويتم حالياً النظر فيها للتطبيق المباشر على أجزاء حقيقية. ولكن هذا يتطلب وجود خواص ميكانيكية مناسبة.

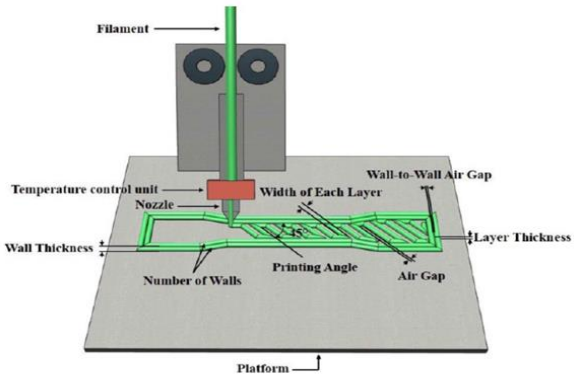
ومع ذلك، يؤدي تحسين الأداء الميكانيكي للمنتج إلى فقدان سرعة الطباعة والقدرة على تحمل التكاليف والجودة. (Abdullah، وآخرون، 2018) ترتبط الخواص الميكانيكية – في عملية FDM – ونعومة السطح والدقة الهندسية المحققة بعدد من بارامترات التصنيع مثل ثخانة الطبقة وزاوية الخطوط النقطية واتجاه البناء وفجوة الهواء. (Abdullah، وآخرون، 2018).

2- بعض أنواع خوارزميات الانحدار:

-الانحدار الخطي(Linear regression): هو طريقة شائعة لتحليل البيانات الموصوفة في نموذج خطي بطبيعته، وهو محاولة لنمذجة العلاقة بين متغيرين من خلال ملاءمة معادلة

خطيـــة للبيانـــات المرصـــودة. (Shobha و Rangaswamy، 2018).

–انحدار ridge (ridge regression): هو طريقة ضبط نموذج تُســتخدم لتحليــل أي بيانــات تعــاني مــن العلاقــات الخطيــة المتعددة.عند حدوث مشكلة العلاقة الخطية المتعددة ، تكون المربعات الصغرى غير متحيزة ، وتكون التباينات كبيرة ، وينتج عـن ذلـك أن تكـون القـيم المتوقعـة بعيـدة عـن القـيم الفعليـة. (Shobha و Rangaswamy، 2018).



الشكل(1) نمذجة الترسيب المنصهر (FDM)وبعض بارامترات المعالجة

نحدار lasso (Lasso regression): هو نوع من الانحدار الخطي يستخدم الانكماش. الانكماش هو المكان الذي يتم فيه تقليص قيم البيانات باتجاه نقطة مركزية ، مثل المتوسط. يشجع إجـراء lasso النمــاذج البســيطة والمتفرقــة (أي النمــاذج ذات المعلمات الأقل). هذا النوع المعين من الانحدار مناسب تمامًا للنماذج التي تعرض مستويات عالية من الخطية أو عندما تريد أتمتة أجزاء معينة من اختيار النموذج، مثل التحديد المتغير / حذف المعلمة. (Shobha و Rangaswamy، 2018)

3- منهجية العمل:

سيتم في هذه المقالة استخدام كتلة بيانات تمثل بارامترات الدخل وجودة المنتج لنوع التصنيع FDM، وذلك لإنشاء نموذج خاص ينطلق من مبدأ الانحدار الخطي Linear Regression مع إضافة تعديلات لتحسين دقة التنبؤ بجودة المنتج باستخدام النموذج المقترح.

3-1-آلية العمل لتنفيذ النموذج المقترح:

تم في هذه الدراسة استخدام برنامج jupyter for python لكتابة الخوارزمية المقترحة والتأكد من النتائج، كما تم استخدام كتلــة بيانــات حقيقيــة 50 عينــة مــن موقــع Kaggle (ZIMENKO، 2022) وتحوي هذه البيانات 12 عموداً تمثل بـارامترات الـدخل وجـودة المنـتج لنـوع التصـنيع FDM،هـذه الأعمــدة هــي layer_height, wall_thickness, infill_density, infill_pattern, nozzle_temperature, bed_temperature, print_speed, material, fan_speed, roughness, tension_strenght, elongation، حيث ظهرت الحاجة لهذه الكتلة من البيانات بسبب ضرورة وجود بيانات حقيقية وكاملة، والحصول على نتائج صحيحة.

تظهر الأعمدة وجزء من البيانات في (الشكل2).

تم استخدام مكتبة statsModel في لغة البرمجة python التي تسمح بإنشاء نموذج خطي من الشكل:

$$Y=a*x1+b*x2+c*x3+\ldots..+C \quad (1)$$

حيــث تســمى a,b,c… (معــاملات coefficients)، ويســمى المتحول C (نقطة تقاطع Intercept)، x1,x2,x3… هي قيم المعاملات.

سيتم استخدام فرضيتين أساسيتين في هذه الدراسة:

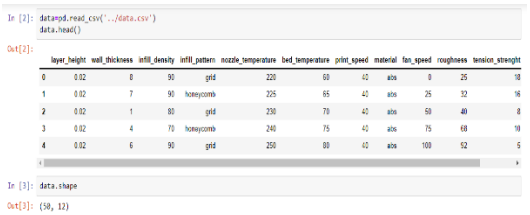
1- الفرضية 1: يتم تنفيذ العمل على كتلة بيانات كاملة (50 عينة)، حيث يتم عد tension_strength هو الخرج (y) وباقي الأعمدة هي الدخل (X).

2- الفرضية 2: يتم تنفيذ العمل على كتلة بيانات كاملة (50 عينة) يتم عد tension_strength هو الخرج (y)،والدخل (X) هو جميع الأعمدة عدا tension_strenght, elongation, roughness وذلك باعتبارها كلها أعمدة نتائج وليست أعمدة دخل.

3-2-خطوات تنفيذ الخوارزمية:

تـم تقسـيم مراحـل عمـل الخوارزميـة إلـى 7 خطـوات أساسـية موضحة في (الشكل 3) كما يلي:

- المعالجة الأولية للبيانات: يتم في هذه المرحلة تجهيز كتلة البيانات لاستخدامها ضمن النموذج، حيث يتم إضافة عمود const يعبر عن المتحول C في معادلة (1)، ويمكن تعديل كتلة البيانات لتصبح ضمن مقياس واحد scaling.



In [2]:
```
data=pd.read_csv('../data.csv')
data.head()
```

Out[2]:

	layer_height	wall_thickness	infill_density	infill_pattern	nozzle_temperature	bed_temperature	print_speed	material	fan_speed	roughness	tension_strenght
0	0.02	8	90	grid	220	60	40	abs	0	25	18
1	0.02	7	90	honeycomb	225	65	40	abs	25	32	16
2	0.02	1	80	grid	230	70	40	abs	50	40	8
3	0.02	4	70	honeycomb	240	75	40	abs	75	68	10
4	0.02	6	90	grid	250	80	40	abs	100	92	5

In [3]:
```
data.shape
```

Out[3]: (50, 12)

الشكل (2) جزء من الأعمدة والبيانات المستخدمة

انشاء نموذج أولي اعتماداً على بيانات الدخل والخرج X,y: حيث تم استخدام مكتبة statsModel التي تسمح بإنشاء نموذج خطي

طباعة ملخص أولي ومعادلة أولية وأعمدة أولية: حيث يتم طباعة عدة معلومات تساعد في إيضاح جودة الخوارزمية ودقتها منها summary خاص بالنموذج الأولي، وأعمدة البيانات الأولية، والمعادلة الخطية التقريبية الأولية.

تحديد الأعمدة المترابطة: حيث يتم استخدام العلاقة abs(corr(x,y))>correlation_edge لتحديد الأعمدة المترابطة.

حساب الأعمدة الجديدة اعتماداً على الأعمدة المترابطة وإضافتها إلى البيانات الأساسية:حيث يتم حساب العمود الجديد من خلال ناتج جداء العمودين أي باستخدام العلاقة التالية:

العمود الجديد = (العمود الأول*العمود الثاني).

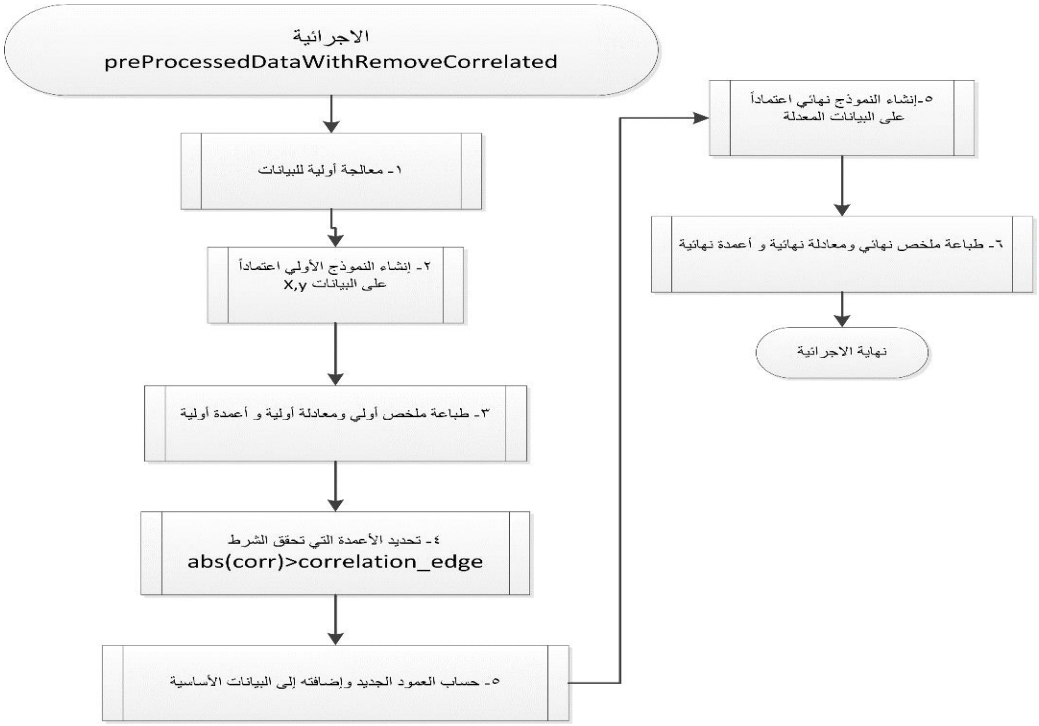
إنشاء النموذج النهائي اعتمادا على البيانات المعدلة.

طباعة ملخص نهائي ومعادلة نهائية وأعمدة نهائية: حيث يتم طباعة عدة معلومات تساعد في إيضاح جودة الخوارزمية ودقتها منها summary خاص بالنموذج النهائي، وأعمدة البيانات النهائية، والمعادلة الخطية التقريبية النهائية.

3-3-مراحل تنفيذ الخوارزمية المقترحة حسب الفرضية 1:

يتم تنفيذ العمل على كتلة بيانات كاملة (50 عينة) يتم عد tension_strength هو الخرج (y) وباقي الأعمدة هي الدخل (X) كمايلي:

1-إضافة عمود const يعبر عن المتحول C في معادلة (1)، يمكن ملاحظة قيمة R2-squared=0.818 من خلال طباعة summary للنموذج الأولي (الشكل 4) والتي تعبر عن دقة النموذج ويكون في أحسن حالاته يساوي.



الشكل (1) مراحل عمل الخوارزمية المقترحة

```
x.columns(before pre_process data): Index(['layer_height', 'wall_thickness', 'infill_density', 'infill_pattern',
       'nozzle_temperature', 'bed_temperature', 'print_speed', 'material',
       'fan_speed', 'roughness', 'elongation'],
      dtype='object')
                            OLS Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:       tension_strenght   R-squared:                       0.818
Model:                            OLS   Adj. R-squared:                  0.771
Method:                 Least Squares   F-statistic:                     17.49
Date:                Fri, 12 Aug 2022   Prob (F-statistic):           1.75e-11
Time:                        10:41:44   Log-Likelihood:                -137.34
No. Observations:                  50   AIC:                             296.7
Df Residuals:                      39   BIC:                             317.7
Df Model:                          10
Covariance Type:            nonrobust
==============================================================================================
                         coef    std err          t      P>|t|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------------------
const                  0.0178      0.025      0.710      0.482      -0.033       0.069
layer_height          -9.9434     28.645     -0.347      0.730     -67.883      47.996
wall_thickness         0.7908      0.254      3.109      0.003       0.276       1.305
infill_density         0.0818      0.030      2.728      0.010       0.021       0.142
infill_pattern        -0.6280      1.264     -0.497      0.622      -3.184       1.928
nozzle_temperature    -0.2963      0.398     -0.745      0.461      -1.101       0.508
```

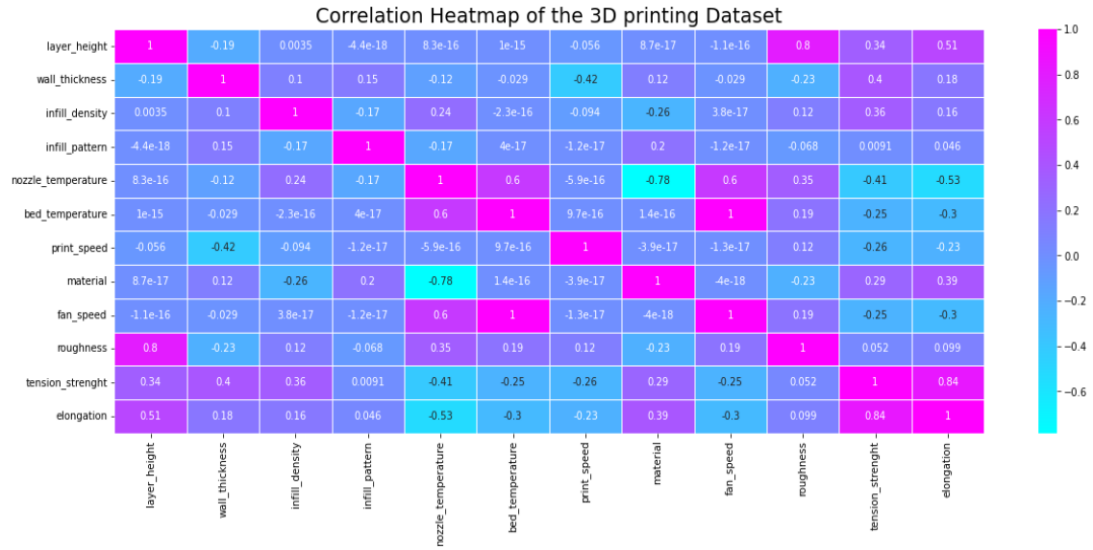
الشكل(4) خلاصة للنموذج المقترح الأولي

تعبر المعادلة (1) بشكل أولي عن المعادلة الخطية التي تعطي بشكل تقريبي الخرج كما يلي:

tension_strength= +0.018 -9.943*layer_height +0.791*wall_thickness +0.082*infill_density 0.628*infill_pattern -0.296*nozzle_temperature +1.040*bed_temperature +0.006*print_speed 5.640*material -0.146*fan_speed +0.010*roughness +8.244*elongation

المعادلة **(1)**

```
#enable visualization using .show() function of matplot
plt.show()
```



الشكل (5) مصفوفة الترابط بين الميزات

2-تحديد الأعمدة المرتبطة:

يمكن تحسين النموذج من خلال تعديل كتلة البيانات المدروسة وإضافة ميزات جديدة تنتج عن جداء الميزات المرتبطة، حيث يمكن معرفة الميزات المرتبطة من خلال (الشكل 5)، الذي يعبر عن قيمة الترابط بين الميزات.

يمكن القول أن الميزتين مرتبطتان في حال كان الارتباط بينهما أكبر أو يساوي (قيمة حد الارتباط correlation_edge)، ويمكن أن نبدأ بالقيمة

Correlation_edge=0.5

لذلك يجب إيجاد الثنائيات التي تحقق العلاقة التالية:

(x,y) where |correlation(x,y)|>=0.5

ينتج من هذه العلاقة 7 ثنائيات تحوي الميزات المترابطة:

x column: bed_temperature, y column: nozzle_temperature, correlation: 0.602

x column: material, y column: nozzle_temperature, correlation: -0.784

x column: fan_speed, y column: nozzle_temperature, correlation: 0.602

x column: fan_speed, y column: bed_temperature, correlation: 1.000

x column: roughness, y column: layer_height, correlation: 0.801

x column: elongation, y column: layer_height, correlation: 0.508

x column: elongation, y column: nozzle_temperature, correlation: -0.527

يمكن الآن إضافة 7 أعمدة جديدة ناتجة عن جداء كل ميزتين مرتبطتين وبذلك ينتج لدينا كتلة بيانات جديدة تحوي الاعمدة التالية (تم تحديد اسم الأعمدة الناتجة عن جداء ميزتين على شكل 'column1*column2'):

['layer_height', 'wall_thickness', 'infill_density', 'infill_pattern'، 'nozzle_temperature', 'bed_temperature', 'print_speed', 'material'، 'fan_speed', 'roughness', 'elongation' ، 'bed_temperature*nozzle_temperature', 'material*nozzle_temperature'، 'fan_speed*nozzle_temperature', 'fan_speed*bed_temperature'، 'roughness*layer_height', 'elongation*layer_height'، 'elongation*nozzle_temperature']

3- تعطي نتائج أفضل من النتائج السابقة بإعادة تنفيذ النموذج المقترح على كتلة البيانات الجديدة، كما نلاحظ في الخلاصة الخاصة بالنموذج المقترح-نسخة 1 (الشكل 6) كمايلي :

dtype= object)

OLS Regression Results

Dep. Variable:	tension_strenght	R-squared:	0.883
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.826
Method:	Least Squares	F-statistic:	15.55
Date:	Fri, 12 Aug 2022	Prob (F-statistic):	5.51e-11
Time:	12:03:18	Log-Likelihood:	-126.27
No. Observations:	50	AIC:	286.5
Df Residuals:	33	BIC:	319.0
Df Model:	16		
Covariance Type:	nonrobust		

	coef	std err	t	P>|t|	[0.025	0.975]
const	-0.2439	0.137	-1.780	0.084	-0.523	0.035
layer_height	22.4202	41.301	0.543	0.591	-61.607	106.448
wall_thickness	0.6197	0.241	2.575	0.015	0.130	1.109
infill_density	0.0660	0.032	2.059	0.047	0.001	0.131
infill_pattern	-1.1313	1.388	-0.815	0.421	-3.955	1.692
nozzle_temperature	0.0011	0.001	1.770	0.086	-0.000	0.002

الشكل (6) الخلاصة الخاصة بالنموذج المقترح-نسخة 1

نلاحظ تحسن قيمة R2-squared=0.883 وتكون المعادلة الجديدة كما يلي(المعادلة 2):

tension_strength= -0.244 +22.420*layer_height +0.620*wall_thickness +0.066*infill_density -1.131*infill_pattern +0.001*nozzle_temperature -13.157*bed_temperature -0.011*print_speed +714.689*material +7.385* fan_speed +0.012* roughness +0.112* elongation +0.059*bed_temperature* nozzle_temperature -3.217*material* nozzle_temperature -0.047*fan_speed* nozzle_temperature +0.037*fan_speed* bed_temperature +0.099*roughness* layer_height -43.381*elongation*layer_height +0.069*elongation* nozzle_temperature

المعادلة **(2)**

4-يمكن تكرار العملية السابقة من خلال تغيير correlation_edge للحصول على نتيجة أفضل، ومن خلال التجريب تبين أن قيمة correlation_edge=0.2 تعطي أفضل نتيجة حيث ينتج R2-squared=0.917، وتظهر النتيجة في الخلاصة الخاصة بالنموذج المقترح-نسخة 2(الشكل7).

OLS Regression Results

Dep. Variable:	tension_strenght	R-squared:	0.917
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.831
Method:	Least Squares	F-statistic:	10.62
Date:	Fri, 12 Aug 2022	Prob (F-statistic):	8.15e-08
Time:	12:14:55	Log-Likelihood:	-117.64
No. Observations:	50	AIC:	287.3
Df Residuals:	24	BIC:	337.0
Df Model:	25		
Covariance Type:	nonrobust		

الشكل(7) الخلاصة الخاصة بالنموذج المقترح– نسخة 2

تكون الأعمدة المرتبطة:

x column: nozzle_temperature, y column: infill_density, correlation: 0.239
x column: bed_temperature, y column: nozzle_temperature, correlation: 0.602
x column: print_speed, y column: wall_thickness, correlation: -0.420
x column: material, y column: infill_density, correlation: -0.263
x column: material, y column: nozzle_temperature, correlation: -0.784
x column: fan_speed, y column: nozzle_temperature, correlation: 0.602
x column: fan_speed, y column: bed_temperature, correlation: 1.000
x column: roughness, y column: layer_height, correlation: 0.801
x column: roughness, y column: wall_thickness, correlation: -0.227
x column: roughness, y column: nozzle_temperature, correlation: 0.349
x column: roughness, y column: material, correlation: -0.233
x column: elongation, y column: layer_height, correlation: 0.508
x column: elongation, y column: nozzle_temperature, correlation: -0.527
x column: elongation, y column: bed_temperature, correlation: -0.301
x column: elongation, y column: print_speed, correlation: -0.234
x column: elongation, y column: material, correlation: 0.395
x column: elongation, y column: fan_speed, correlation: -0.301

وتكون المعادلة الأفضل للنموذج النهائي المقترح هي المعادلة (3) كما يلي:

tension_strength= -0.193 +3.385*layer_height +0.559*wall_thickness -1.085*infill_density -1.382*infill_pattern +0.001*nozzle_temperature -10.075*bed_temperature +0.006*print_speed +731.711*material +7.585*fan_speed -0.200*roughness -0.031*elongation +0.005*nozzle_temperature*infill_density +0.046*bed_temperature*nozzle_temperature -0.000*print_speed*wall_thickness +0.220*material*infill_density -3.400*material*nozzle_temperature -0.049*fan_speed*nozzle_temperature +0.041*fan_speed*bed_temperature +0.058*roughness*layer_height +0.000*roughness*wall_thickness +0.001*roughness*nozzle_temperature -0.004*roughness*material -20.506*elongation*layer_height +0.568*elongation*nozzle_temperature -1.843*elongation*bed_temperature -0.019*elongation*print_speed +10.446*elongation*material +0.216*elongation*fan_speed

المعادلة **(3)**

4-3-مراحل تنفيذ الخوارزمية المقترحة حسب الفرضية 2:

يتم تنفيذ العمل على كتلة بيانات كاملة (50 عينة) يتم اعتبار الأعمدة عدا tension_strenght, elongation, roughness وذلك باعتبارها كلها أعمدة نتائج وليست أعمدة دخل: tension_strength هـو الخـرج (y)،والـدخل (X) هـو كـل

1- يمكـن ملاحظــة قيمــة R2-squared=0.673 مـن خــلال دقة النموذج ويكون في أحسن حالاته يساوي 1.

طباعة summary للنموذج الأولي (الشكل 8)، والتي تعبر عن

```
x.columns(before pre_process data): Index(['layer_height', 'wall_thickness', 'infill_density', 'infill_pattern',
       'nozzle_temperature', 'bed_temperature', 'print_speed', 'material',
       'fan_speed'],
      dtype='object')
                            OLS Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:       tension_strenght   R-squared:                       0.673
Model:                            OLS   Adj. R-squared:                  0.609
Method:                 Least Squares   F-statistic:                     10.55
Date:                Fri, 12 Aug 2022   Prob (F-statistic):           6.91e-08
Time:                        13:16:25   Log-Likelihood:                -151.94
No. Observations:                  50   AIC:                             321.9
Df Residuals:                      41   BIC:                             339.1
Df Model:                           8
Covariance Type:            nonrobust
==============================================================================
```

الشكل (8) خلاصة للنموذج المقترح الأولي

تعبر المعادلة (4) بشكل أولي عن المعادلة الخطية التي تعطي بشكل تقريبي الخرج كما يلي:

tension_strength= +0.066 +55.597*layer_height +1.069*wall_thickness +0.163*infill_density -1.143*infill_pattern -1.047*nozzle_temperature +3.865*bed_temperature -0.016*print_speed -17.305*material -0.572*fan_speed المعادلة **(4)**

2-تحديد الأعمدة المرتبطة:ينتج من هذه العلاقة 7 ثنائيات تحوي الميزات المترابطة:

x column: nozzle_temperature, y column: infill_density, correlation: 0.239
x column: bed_temperature, y column: nozzle_temperature, correlation: 0.602
x column: print_speed, y column: wall_thickness, correlation: -0.420
x column: material, y column: infill_density, correlation: -0.263
x column: material, y column: nozzle_temperature, correlation: -0.784
x column: fan_speed, y column: nozzle temperature, correlation: 0.602
x column: fan_speed, y column: bed_temperature, correlation: 1.000

يمكن الآن إضافة 7 أعمدة جديدة ناتجة عن جداء كل ميزتين مرتبطتين وبذلك ينتج لدينا كتلة بيانات جديدة تحوي الاعمدة التالية (تم تحديد اسم الأعمدة الناتجة عن جداء ميزتين على شكل 'column1*column2'):

['layer_height', 'wall_thickness', 'infill_density', 'infill_pattern'،
'nozzle_temperature', 'bed_temperature', 'print_speed', 'material' ،
'fan_speed', 'nozzle_temperature*infill_density' ،
'bed_temperature*nozzle_temperature', 'print_speed*wall_thickness' ،
'material*infill_density', 'material*nozzle_temperature' ،
'fan_speed*nozzle_temperature', 'fan_speed*bed_temperature']

3- تعطي نتيجة افضل من خلال تكرار التجريب على النموذج المحسن باستخدام قيمة correlation_edge=0.2، حيث ينتج R2-squared=0.789، وتظهر النتيجة في الخلاصة الخاصة بالنموذج المقترح-نسخة 2.(الشكل 9)

```
x.columns(after pre_process data): Index(['layer_height', 'wall_thickness', 'infill_density', 'infill_pattern',
       'nozzle_temperature', 'bed_temperature', 'print_speed', 'material',
       'fan_speed', 'nozzle_temperature*infill_density',
       'bed_temperature*nozzle_temperature', 'print_speed*wall_thickness',
       'material*infill_density', 'material*nozzle_temperature',
       'fan_speed*nozzle_temperature', 'fan_speed*bed_temperature'],
      dtype='object')
                            OLS Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:       tension_strenght   R-squared:                       0.789
Model:                            OLS   Adj. R-squared:                  0.705
Method:                 Least Squares   F-statistic:                     9.353
Date:                Fri, 12 Aug 2022   Prob (F-statistic):           4.58e-08
Time:                        13:16:25   Log-Likelihood:                -140.98
No. Observations:                  50   AIC:                             312.0
Df Residuals:                      35   BIC:                             340.6
Df Model:                          14
Covariance Type:            nonrobust
==============================================================================
```

الشكل (9) الخلاصة الخاصة بالنموذج المقترح

نلاحظ تحسن قيمة R2-squared=0.789 وتكون المعادلة الجديدة كما يلي(المعادلة 5):

tension_strength= -0.154 +52.930*layer_height +1.040*wall_thickness -0.160*infill_density -1.262*infill_pattern +0.001*nozzle_temperature -8.495*bed_temperature -0.039*print_speed +110.406*material +3.826*fan_speed +0.001*nozzle_temperature*infill_density +0.040*bed_temperature*nozzle_temperature +0.001*print_speed*wall_thickness +0.221*material*infill_density -0.384*material*nozzle_temperature -0.025*fan_speed*nozzle_temperature +0.015*fan_speed*bed_temperature

المعادلة **(5)**

4- الاستنتاجات:

1- يعتبر الانحدار الخطي Linear Regression نموذج يحقق إمكانية التنبؤ بجودة المنتج لصناعة FDM من خلال ملاحظة القيمة R2-squared=0.818 للفرضية الأولى، والقيمة R2-squared=0.673 للفرضية الثانية.

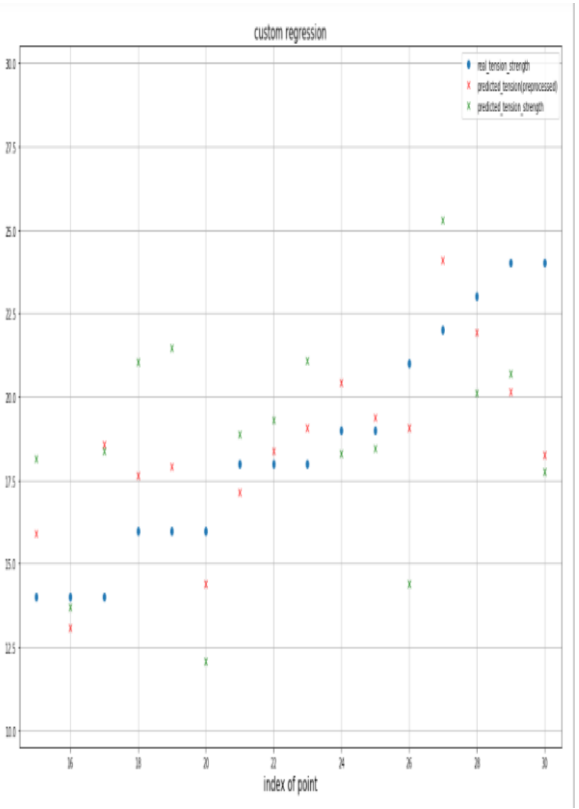
2- يمكن للخوارزمية المقترحة تحسين نتائج التنبؤ، وذلك من خلال ملاحظة تحسن قيمة دقة التنبؤ R2-squared=0.917 للفرضية الأولى، والقيمة R2-squared=0.789 للفرضية الثانية.

3- يعود الفرق في دقة النتائج بين الفرضية الأولى والثانية إلى عدد البارامترات التي تستخدم كبيانات دخل في عملية التنبؤ، حيث أن الفرضية 1 تستخدم (11 بارامتر) كدخل للخوارزمية، بينما تستخدم الفرضية 2 (9 بارامترات)، وهذا يبين أن زيادة عدد البارامترات يزيد من دقة التوقع، حيث أن FDM تحوي أكثر من 25 بارامتر لعملية التصنيع، تم فقط استخدام 12 بارامتر منها في الدراسة الحالية.

4-1-التأكد من الاستنتاجات للفرضية 1:

يمكن إظهار مخطط يقارن بين القيم الحقيقية للخرج(real_tension_strength)، والقيم باستخدام النموذج المقترح الأولي -المعادلة1 (predicted_tension_strength)،

والقـــيم باســـتخدام النمـــوذج المقتـــرح النهـــائي – تعـديل (النقـاط الخضـراء) مقارنـة مـع القـيم الحقيقيـة(النقاط الزرقاء).

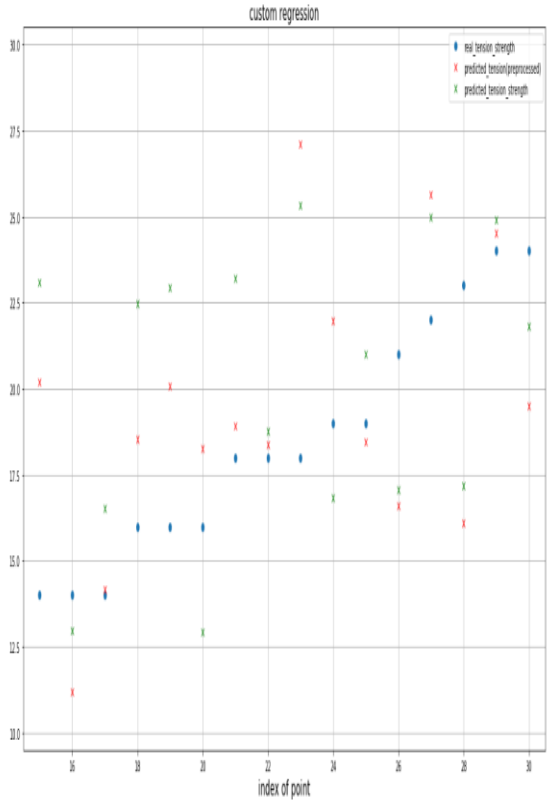


الشكل (10) مخطط مقارنة بين القيم الحقيقية والمعادلة1 والمعادلة 3 للفرضية1

المعادلة3(predicted_tensio preprocessed) (الشكل 10)، و يظهـر مـن خـلال الملاحظـة أن النمـوذج المعـدل (النقـاط الحمراء) يظهر نتائج أفضل من النموذج بدون تعديل (النقاط الخضراء) مقارنة مع القيم الحقيقية(النقاط الزرقاء).

2-4-التأكد من الاستنتاجات للفرضية 2:

يمكن إظهار مخطط (الشكل 11) يقارن بين القيم الحقيقية للخرج (real_tension_strength)، والقيم باستخدام النموذج المقتـــــــــرح الأولـــــــــي – المعادلـــــــــة 4 (predicted_tension_strength)، والقيم باستخدام النموذج المقتـرح النهـائي –المعادلـة 5 (predicted_tension preprocessed)، و يظهـر مـن خـلال الملاحظـة أن النمـوذج المعدل (النقاط الحمراء) يظهر نتائج أفضل من النموذج بدون تعديل (النقـاط الخضـراء) مقارنـة مـع القـيم الحقيقيـة(النقاط الزرقاء).



الشكل(11) مخطط مقارنة بين القيم الحقيقية والمعادلة 4 والمعادلة 5 للفرضية2

التمويل: هذا البحث ممول من جامعة دمشق وفق رقم التمويل (501100020595).

References:

Gangadhar Shobha و،Shanta Rangaswamy .
.(2018)Chapter 8 - Machine Learning .Handbook
of Statistics ، 38، 197–228. تـم الاسـترداد مـن
https://doi.org/10.1016/bs.host.2018.07.004

Muhammad Salman Chaudhry و،Aleksander Czekanski .(2020) .Evaluating FDM Process Parameter Sensitive Mechanical Performance of Elastomers at Various Strain Rates of Loading .
. تـــــــم الاســـــــــترداد مـــــــــن Materials
https://doi.org/10.3390/ma13143202

KSENIA ZIMENKO .(2022 ،1 1) .
. تـــــم الاســـــــترداد مـــــن FDM_LinearAdvance
https://www.kaggle.com/datasets/kseniazimenko/fdm-linearadvance

Shilpesh R. Rajpurohit و،Harshit K. Dave .(2018) .
Impact of Process Parameters on Tensile Strength of Fused Deposition Modeling Printed Crisscross Polylactic Acid .International Journal of Materials and Metallurgical Engineering .12 ،
doi:doi.org/10.5281/zenodo.1315655

Z. Abdullah ،H.Y. Ting ،M.A.M. Ali ،M.H.F.M. Fauadi ،M.S. Kasim ،A. Hambali . . . ،F. Handoko .(2018) .THE EFFECT OF LAYER THICKNESS AND RASTER ANGLES ON TENSILE STRENGTH AND FLEXURAL STRENGTH FOR FUSED DEPOSITION MODELING (FDM) PARTS .JOURNAL OF ADVANCED MANUFACTURING TECHNOLOGY (JAMT).12 ،