



## فصل ۱ عنوان

### پیش بینی خواص مکانیکی در ساخت افزایشی با استفاده از هوش مصنوعی

امیرحسین یوسف پور خرمی، احمد محمودی کهن

گروه ساخت و تولید، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران

## فصل ۲ چکیده

فناوری چاپ سه بعدی با فرآیند ذوب انتخابی لیزری (SLM) در سال های اخیر پیشرفت چشمگیری در تولید قطعات با دقت و خواص مکانیکی مطلوب فراهم کرده است. با این حال، پیش بینی رفتار مکانیکی این قطعات همچنان چالشی اساسی است. این پژوهش بررسی و پیش بینی رفتار مکانیکی قطعات ساخته شده از استیل ضد زنگ ۳۱۶ با استفاده از روش های یادگیری ماشین پرداخته است. داده ها شامل ۶۹ نمونه از مقالات پژوهشی بودند که به دو بخش آموزشی (۸۰٪) و آزمایشی (۲۰٪) تقسیم شدند. الگوریتم های متعدد یادگیری ماشین شامل شبکه عصبی، رگرسیون بردار پشتیبان رگرسیون خطی و درخت تصمیم مقایسه شدند. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی با دقت ۹۷.۳۳٪،  $R^2=0.9$  و خطاهای کم ( $MSE=134.75$ ) و ( $MAE=8.25$ ) بهترین عملکرد را دارد، در حالی که درخت تصمیم با دقت ۱۳.۹۶٪ ضعیف ترین بود. این مطالعه نشان می دهد که یادگیری ماشین ابزاری قدرتمند برای پیش بینی رفتار مکانیکی قطعات SLM است و پیشنهاداتی برای بهبود دقت ارائه می دهد.

### فصل ۳ مقدمه

چاپ سه بعدی به عنوان یک فناوری نوین، انقلابی در تولید قطعات فلزی ایجاد کرده است. فرآیند ذوب انتخابی لیزری (SLM)، یکی از روش های پیشرفته ساخت افزایشی، امکان تولید قطعات با هندسه پیچیده و خواص مکانیکی مطلوب را فراهم می کند. در این روش، پودر فلزی به صورت لایه لایه توسط لیزر ذوب شده و پس از سرد شدن، ساختار نهایی شکل می گیرد. استیل ضد زنگ ۳۱۶ به دلیل مقاومت بالا در برابر خوردگی و خواص مکانیکی مناسب، یکی از مواد پر کاربرد در این فناوری است. با این حال، پیش بینی دقیق رفتار مکانیکی این قطعات به دلیل تأثیر پارامترهای متعدد فرآیندی مانند توان لیزر، سرعت اسکن و ضخامت لایه چالش برانگیز است. روش های سنتی مانند آزمایش های مکانیکی، اگرچه دقیق هستند، اما زمان بر و پرهزینه اند. این محدودیت ها، نیاز به رویکردهای نوین مانند یادگیری ماشین را برجسته می کند. یادگیری ماشین با استفاده از الگوریتم ها و مدل های ریاضی، قادر به استخراج الگوهای پنهان از داده ها و پیش بینی رفتار مواد است. این رویکرد می تواند زمان و هزینه های مرتبط با آزمون های فیزیکی را کاهش دهد و به بهبود فرآیند تولید کمک کند.

پژوهش حاضر با هدف پیش بینی رفتار مکانیکی قطعات SLM از جنس استیل ۳۱۶ با استفاده از یادگیری ماشین انجام شد. این مطالعه مقالات معتبر را ترکیب کرده تا پایگاه داده ای جامع ایجاد کند. هدف اصلی، مقایسه عملکرد الگوریتم های مختلف یادگیری ماشین و شناسایی بهترین مدل برای پیش بینی تنش تسلیم است. این پژوهش نه تنها به توسعه فناوری SLM کمک می کند، بلکه پایه ای برای تحقیقات آینده در بهینه سازی فرآیندهای تولید فراهم می آورد. اهمیت این موضوع در بهینه سازی طراحی قطعات، کاهش ضایعات و افزایش کارایی در صنایع هوافضا، پزشکی و خودروسازی نهفته است (۱).

### فصل ۴ مرور پیشینه

پژوهش های متعددی در زمینه استفاده از یادگیری ماشین برای پیش بینی خواص مکانیکی قطعات تولید شده با روش های ساخت افزایشی انجام شده است. رازوی و همکاران (۲۰۱۹) در مرور خود بر کاربردهای یادگیری ماشین در ساخت افزایشی، به توانایی این روش ها در مدل سازی روابط پیچیده بین پارامترهای فرآیند و خواص مواد اشاره کردند (۲). گیبسون و همکاران (۲۰۲۱) نیز در کتاب خود، فناوری های ساخت افزایشی را بررسی کرده و بر پتانسیل

در زمینه پیش‌بینی خواص مکانیکی، جیسودها و همکاران (۲۰۲۲) از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای تخمین مقاومت کششی قطعات چاپ سه‌بعدی استفاده کردند و دقت بالایی گزارش دادند (۴). ارا و همکاران (۲۰۲۲) رفتار مکانیکی استیل ۳۱۶ تولیدشده با روش L-DED را با یادگیری ماشین پیش‌بینی کردند و نشان دادند که مدل‌های پیشرفته می‌توانند جایگزین آزمایش‌های تجربی شوند (۵). آکبری و همکاران (۲۰۲۲) نیز با استفاده از یادگیری ماشین، خواص مکانیکی قطعات فلزی تولیدشده با SLM را پیش‌بینی کرده و بر اهمیت انتخاب ویژگی‌های مناسب تأکید داشتند (6).

در حوزه پیش‌بینی خستگی و عمر چرخه‌ای، دوآن و همکاران (۲۰۲۳) عمر خستگی کم‌چرخه استیل ۳۱۶ را با استفاده از یادگیری ماشین مدل‌سازی کردند و دقت بالای مدل‌های شبکه عصبی را تأیید نمودند. ژانگ و همکاران (۲۰۱۸) نیز مدل‌های پیش‌بینی خستگی برای استیل ۳۱۶ تولیدشده با SLM ارائه دادند و نشان دادند که پارامترهای فرآیندی تأثیر مستقیمی بر عمر خستگی دارند (7).

برای پیش‌بینی خواص فیزیکی مبتنی بر داده، گور و همکاران (۲۰۲۲) چگالی قطعات تولیدشده با SLM را با تکنیک‌های یادگیری ماشین پیش‌بینی کردند و به اهمیت کیفیت داده‌ها اشاره داشتند (۸). آتوویا و پانوتسوس (۲۰۲۴) نیز با استفاده از رویکرد هدایت‌شده، تداخل در فرآیند SLM را پیش‌بینی کرده و دقت بالای مدل‌های ترکیبی را نشان دادند (9).

مقایسه الگوریتم‌های یادگیری ماشین نیز در مطالعات مختلفی بررسی شده است. باریونوو و همکاران (۲۰۲۱) عملکرد الگوریتم‌های مختلف را در پیش‌بینی چگالی نسبی استیل ۳۱۶ مقایسه کردند و جنگل تصادفی را به‌عنوان یک مدل کارآمد معرفی نمودند (۱۰). چودری و سولایمانی (۲۰۲۲) نیز مطالعه تطبیقی بر مدل‌سازی فرآیند SLM انجام دادند و بر برتری مدل‌های غیرخطی تأکید کردند (11).

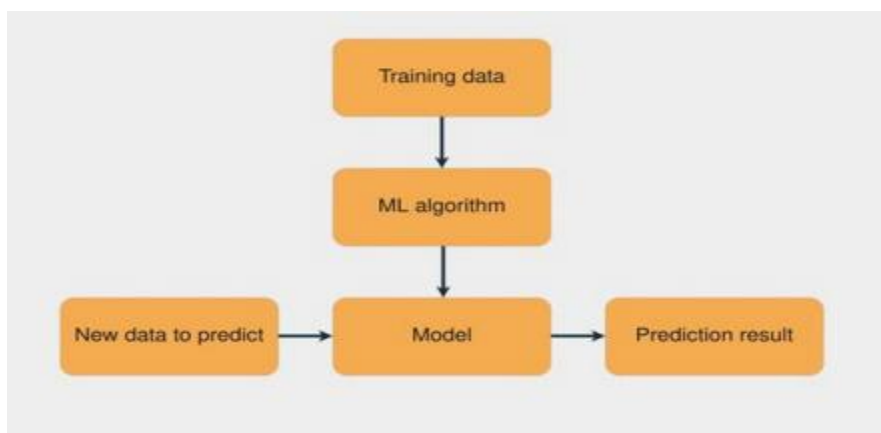
در زمینه بهینه‌سازی مبتنی بر یادگیری ماشین، تدا و همکاران (۲۰۲۳) پارامترهای فرآیند SLM را برای استیل

۳۱۶ با شبکه‌های عصبی بهینه کردند و بهبود خواص مکانیکی را گزارش دادند (۱۲). اشکابی لوف و همکاران (۲۰۲۲) نیز با استفاده از یادگیری ماشین، پارامترهای فرآیند را برای استیل ۳۱۶ بهینه‌سازی کرده و کارایی بالای این رویکرد را تأیید نمودند (۱۳).

تسلیم استیل ۳۱۶ با استفاده از داده‌های ترکیبی تجربی و مقالات متمرکز شده‌اند، که این شکاف توسط پژوهش حاضر پر می‌شود.

## فصل ۵ روش‌شناسی

این پژوهش با استفاده از داده‌های جمع‌آوری شده از مقالات معتبر (۶۹ نمونه) انجام شد.



نمودار شماره (۵-۱)

داده‌ها شامل پارامترهای فرآیند SLM مانند توان لیزر، سرعت اسکن، فاصله دریچه و ضخامت لایه و همچنین تنش تسلیم به‌عنوان متغیر هدف بودند. ابتدا، داده‌ها با حذف مقادیر پرت و نویز پاک‌سازی شدند. سپس، به دو مجموعه آموزشی (۸۰٪) و آزمایشی (۲۰٪) تقسیم شدند.

sample number	yield strenght
sample 1	50
sample 3	69
sample 10	74
sample 15	424
sample 16	458
sample 33	193
sample 51	279
sample 66	288

جدول ۵-۲- داده ها ی هدف.

مدل های یادگیری ماشین شامل شبکه عصبی (NN) ، ، رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) ، رگرسیون خطی (LR) ، و درخت تصمیم (DT) انتخاب شدند. داده ها با استفاده از نرمال سازی و استانداردسازی پیش پردازش شدند و از روش PCA برای کاهش ابعاد استفاده شد. برای بهینه سازی مدل ها، از الگوریتم ژنتیک برای تنظیم پارامترهای شبکه عصبی استفاده شد.

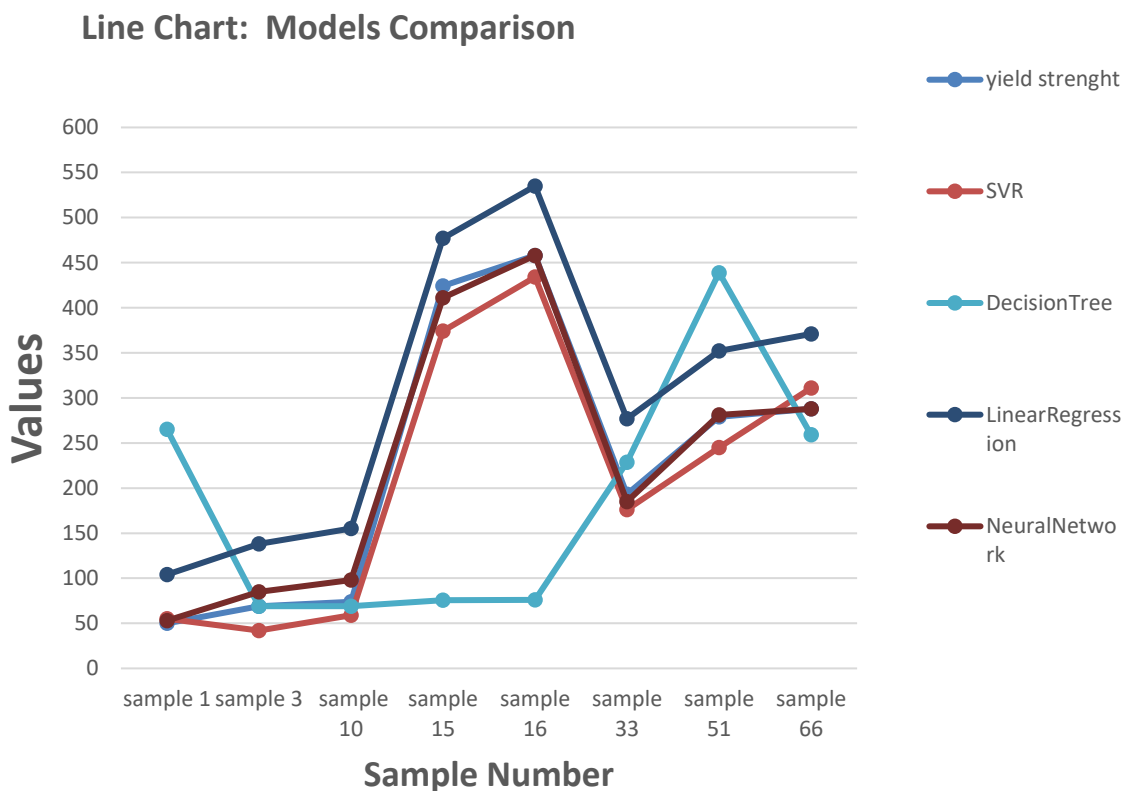
آموزش مدل ها با استفاده از زبان برنامه نویسی پایتون و کتابخانه های Scikit-learn ، Keras انجام شد. معیارهای ارزیابی شامل خطای میانگین مربعات (MSE) ، خطای مطلق میانگین (MAE) و ضریب تعیین ( $R^2$ ) بودند. پس از آموزش اولیه، مدل ها با داده های تجربی شرکت مپنا توگا آزمایش شدند تا دقت پیش بینی ها در شرایط واقعی ارزیابی شود.

نتایج این پژوهش نشان داد که مدل شبکه عصبی با دقت  $97.33\%$ ،  $R^2=0.9$  و  $MSE=134.75$  و  $MAE=8.25$  بهترین عملکرد را در پیش بینی تنش تسلیم دارد. این مدل در پیش بینی مقادیر بالا و پایین تنش تسلیم، به ویژه در نمونه های آزمایشی، دقت بالایی نشان داد. مدل XG Boost با دقت  $87.91\%$ ،  $R^2=0.9$  و  $MSE=334.88$  و  $MAE=14.63$  عملکرد قابل قبولی ارائه داد و در مقایسه با دیگر مدل ها، خطای نسبتاً کمی داشت. جنگل تصادفی نیز با دقت  $94.85\%$  و  $MSE=325.22$  نتایج خوبی به دست آورد، اما در برخی موارد از شبکه عصبی ضعیف تر عمل کرد.

sample number	yield strenght	SVR	DT	LR	NN
sample 1	50	55	265	104	53
sample 3	69	42	69	138	85
sample 10	74	59	69	155	98
sample 15	424	374	76	477	411
sample 16	458	434	76	535	458
sample 33	193	176	229	277	185
sample 51	279	245	439	352	281
sample 66	288	311	259	371	288

جدول ۵ - ۳- مقادیر پیش بینی شده

مدل SVR با دقت  $91.47\%$  و  $MSE=709.33$  عملکرد متوسطی داشت، در حالی که و رگرسیون خطی (دقت  $73.39\%$ ) به دلیل ناتوانی در مدل سازی روابط غیرخطی، دقت کمتری نشان دادند. ضعیف ترین عملکرد متعلق به درخت تصمیم بود که با دقت  $13.96\%$ ،  $MSE=18016.44$  و  $MAE=96.89$ ، در پیش بینی مقادیر واقعی به ویژه در نمونه های با تنش تسلیم بالا ناکام ماند.



شکل ۵-۴- نمودار میله ای مدل اولیه

تحلیل خطاها نشان داد که شبکه عصبی با کمترین MAE و MSE و  $R^2$  مثبت، بهترین همبستگی را با داده‌های واقعی دارد. در مقابل، مدل‌هایی مانند درخت تصمیم و رگرسیون خطی به دلیل  $R^2$  منفی و خطاهای بالا، برای این داده‌ها مناسب نبودند.

## فصل ۷ بحث

نتایج این پژوهش تأیید می‌کند که یادگیری ماشین، به‌ویژه مدل‌های پیشرفته مانند شبکه عصبی، می‌تواند ابزار

مؤثری برای پیش‌بینی رفتار مکانیکی قطعات SLM باشد. دقت بالای شبکه عصبی (۹۷.۳۳٪) در مقایسه با مطالعات قبلی مانند جیسودها و همکاران (۲۰۲۲) که دقت ۹۲٪ گزارش کردند، نشان‌دهنده برتری این مدل در تحلیل داده‌های پیچیده است. این امر به توانایی شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی روابط غیرخطی و تنظیم پارامترها با الگوریتم ژنتیک بازمی‌گردد.

مدل XG Boost نیز با دقت ۸۷.۹۱٪ عملکردی مشابه مطالعات باریونو و همکاران (۲۰۲۱) داشت که جنگل تصادفی را با دقت ۹۰٪ معرفی کردند. این مدل به دلیل استفاده از بهینه‌سازی بیزی، تعادل خوبی بین دقت و سرعت محاسباتی ارائه داد. با این حال، ضعف درخت تصمیم (۱۳.۹۶٪) با یافته‌های چودری و سولایمانی (۲۰۲۲) هم‌راستا است که حساسیت بالای این مدل به داده‌های محدود را نشان داده‌اند.

یکی از چالش‌های اصلی، خطای موجود در داده‌های تجربی IIT بود. مقادیر تنش تسلیم در نمونه‌های ۱، ۲ و ۹ با داده‌های مقالات همخوانی نداشت، که احتمالاً به دلیل شرایط آزمایشگاهی یا ناپایداری فرآیند SLM است. این موضوع بر عملکرد همه مدل‌ها تأثیر گذاشت، اما شبکه عصبی با تعمیم بهتر، کمترین آسیب را دید.

مقایسه با پیشینه نشان می‌دهد که ترکیب داده‌های مقالات و تجربی، رویکردی نوین است که دقت پیش‌بینی را افزایش می‌دهد. برخلاف مطالعات آکبری و همکاران (۲۰۲۲) که تنها بر داده‌های شبیه‌سازی متکی بودند، این پژوهش با داده‌های واقعی، قابلیت کاربرد صنعتی را تقویت کرد.

محدودیت‌هایی مانند تعداد کم داده‌ها و پیچیدگی پارامترهای SLM بر نتایج تأثیر گذاشتند. افزایش داده‌ها و استفاده از تکنیک‌های پیشرفته‌تر مانند مدل‌های ترکیبی می‌تواند دقت را بهبود بخشد. همچنین، تأثیر عوامل محیطی مانند دما و رطوبت، که در این مطالعه لحاظ نشد، نیازمند بررسی بیشتر است.

این نتایج برای صنایع تولید، به‌ویژه هوافضا و پزشکی، پیامدهای مهمی دارد. پیش‌بینی دقیق تنش تسلیم می‌تواند به کاهش هزینه‌های آزمایش و بهبود طراحی قطعات منجر شود. با این حال، برای کاربرد عملی، نیاز به اعتبارسنجی بیشتر با داده‌های گسترده‌تر وجود دارد.



## فصل ۸ نتیجه گیری

این پژوهش نشان داد که یادگیری ماشین، به ویژه شبکه عصبی با دقت ۹۷.۳۳٪، ابزارهای قدرتمندی برای پیش بینی تنش تسلیم قطعات SLM از جنس استیل ۳۱۶ هستند. شبکه عصبی به دلیل دقت بالا و خطای کم ( $MSE=134.75$ )، ( $MAE=8.25$ ) بهترین مدل شناخته شد، در حالی که درخت تصمیم با دقت ۱۳.۹۶٪ ضعیف ترین عملکرد را داشت. این یافته ها پتانسیل یادگیری ماشین در کاهش هزینه ها و زمان تولید را تأیید می کند. محدودیت هایی مانند داده های کم و خطای تجربی بر دقت تأثیر گذاشتند، اما استفاده از پیش پردازش و بهینه سازی مدل ها این اثرات را کاهش داد. پیشنهاد می شود برای بهبود، داده های بیشتری جمع آوری شده و مدل های ترکیبی بررسی شوند. این مطالعه پایه ای برای تحقیقات آینده در بهینه سازی فرآیند SLM و کاربرد صنعتی آن فراهم می کند.

## منابع

۱. Razvi SS, Feng S, Narayanan A, Lee Y-TT, Witherell P, editors. A review of machine learning applications in additive manufacturing. International design engineering technical conferences and computers and information in engineering conference; 2019: American Society of Mechanical Engineers.
۲. Barrionuevo GO, Ramos-Grez JA, Walczak M, Betancourt CA. Comparative evaluation of supervised machine learning algorithms in the prediction of the relative density of 316L laser melting. The International Journal of Advanced stainless steel fabricated by selective Manufacturing Technology. 2021;113:419-33
۳. Gibson I, Rosen D, Stucker B, Khorasani M, Rosen D, Stucker B, et al. Additive



Jayasudha M, Elangovan M, Mahdal M, Priyadarshini J. Accurate estimation of tensile strength of 3D printed parts using machine learning algorithms. Processes. 2022;10(6):1158 .۴

Era IZ, Grandhi M, Liu Z. Prediction of mechanical behaviors of additively manufactured SS 316L via machine learning. 2022 .۵

Akbari P, Ogoke F, Kao N-Y, Meidani K, Yeh C-Y, Lee W, et al. MeltpoolNet: Melt pool characteristic prediction in Metal Additive Manufacturing using machine learning. Additive Manufacturing. 2022;55:102817 .۶

Duan H, Cao M, Liu L, Yue S, He H, Zhao Y, et al. Prediction of 316 stainless steel low-cycle fatigue life based on machine learning. Scientific Reports. 2023;13(1):6753 .۷

Gor M, Dobriyal A, Wankhede V, Sahlot P, Grzelak K, Kluczyński J, et al. Density fusion additive manufacturing: machine learning-based prediction in powder bed techniques. Applied Sciences. 2022;12(14):7271 .۸

Yadav DC, Pal S. Measure the superior functionality of machine intelligence in brain tumor disease prediction. Artificial Intelligence-Based Brain-Computer Interface: Elsevier; 2022. p. 353-68 .۹

Roh Y, Heo G, Whang SE. A survey on data collection for machine learning: a big data-ai integration perspective. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. 2019;33(4):1328-47 .۱۰

Mohammed M, Khan MB, Bashier EBM. Machine learning: algorithms and applications: Crc Press; 2016 .۱۱

Bendsøe MP, Sigmund O. Material interpolation schemes in topology optimization. Archive of applied mechanics. 1999;69:635-54 .۱۲

Schein AI, Ungar LH. Active learning for logistic regression: an evaluation. Machine Learning. 2007;68:235-65 .۱۳