

زيادة إنتاجية آلات التحكم العددي المحوسب باستخدام منهجية سطح الاستجابة

أ. د. ميسر الحسن

كلية الهندسة-جامعة الشام

miassar@protonmail.com

م. عمار عقدة

طالب دراسات عليا (ماجستير)

Ammar19885656@gmail.com

الملخص

تم اختيار ماكينة ذات أربعة محاور واسعة الانتشار في ورشات التصنيع الميكانيكي شمال سوريا (مدينة ادلب)، بهدف زيادة إنتاجية آلات التحكم العددي المحوسب (CNC) والتخطيط لإجراء مجموعة تجارب على عملية التفريز، وتنفيذها على مشغولات من الفولاذ الأكثر استخداماً في المنطقة. تم قياس معدل إزالة المعدن وزمن التشغيل (بارامترين يدلان على إنتاجية عملية التشغيل). من أجل تصميم التجارب تم استخدام طريقة تاكوشي في تصميم مصفوفة متعامدة ذات (27 سطرًا) Taguchi L 27 والحصول على مجموعة بيانات تسمح باستخدام منهجية سطح الاستجابة لاستنتاج نماذج رياضية يمكن من خلالها تقدير بارامترات الخرج المقاسة، وتحديد بارامترات الدخل (القطع) الأمثلية التي يؤدي ضبط الآلة عليها إلى تحقيق أعلى زيادة ممكنة في إنتاجيتها من أجل المعدن المختار للمشغولة وذلك من خلال زيادة معدل إزالة المعدن وخفض زمن التشغيل واختيار المسار الأمثل لحركة أداة القطع. تم تطبيق تحليل المكونات الرئيسية (Principal component analysis (PCA)) كتقنية إحصائية لتحديد المكونات الرئيسية (بارامترات التشغيل المستقلة التي لا ترتبط مع بعضها بعلاقة خطية) التي يجب أن يتضمنها النموذج الرياضي الدقيق. تم استخدام البرنامج Minitab_18 من أجل المعالجة الإحصائية لبيانات التجارب، واستنتاج وزن تأثير كل من بارامترات القطع على معدل إزالة المعدن وزمن التشغيل. سمحت مقارنة نماذج الانحدار الناتجة باختيار النموذج الأمثل الذي يوازن بين دقة الحساب وسرعته وبنسبة خطأ لا تتجاوز (1%). وأكدت نتائج البحث أنه يمكن استخدام النماذج الرياضية بشكل فعال لتقدير زمن التشغيل ومعدل إزالة المعدن لمشغولة من الفولاذ AISIP20، ولتحديد بارامترات قطعه الأمثلية. كما أظهرت النتائج العلاقة العكسية لبارامترات الدخل (تسمى كذلك عندما نستخدم خوارزميات الذكاء الصناعي- الشبكات العصبونية أو التحكم الغامض-)، وتسمى "متغيرات مستقلة" عندما نستخدم منهجية سطح الاستجابة) فيما بينها.

الكلمات المفتاحية: التحكم العددي المحوسب، الأمثلية، معدل إزالة المعدن، زمن التشغيل،

منهجية سطح الاستجابة.

المقدمة

تسببت ظروف الحرب المستمرة في شمال غرب سوريا بفقدان مقومات البيئة الصناعية الناجحة؛ كصعوبة تأمين الطاقة المستقرة وهجرة المهندسين والعمال المهرة، وغير ذلك من المقومات الضرورية للإنتاج، ومع ذلك يبذل الصناعيون في هذه المنطقة جهوداً كبيرة للاستمرار في أعمالهم وإنعاش صناعاتهم، لتتمكن من تقديم منتجات محلية رخيصة وذات جودة منافسة لتلك المستوردة. يتطلب هذا التحدي اختيار خامات تسمح بتحقيق معادلة صعبة التوازن بين الجدوى الاقتصادية المناسبة، وبين الحصول على خصائص ميكانيكية جيدة للخامة، تسمح بإنتاج أنواع مختلفة من المشغولات. يقلّ هذا التحدي مع إمكانية استيراد خامات أكثر جودة وأعلى سعراً، ولكن هذا يرتبط بزيادة الإنتاج إلى مستوى يسمح بتغطية الزيادة في النفقات.

تعتمد الطريقة التقليدية لاختيار بارامترات التشغيل على خبرة المهندس أو على كتيبات فنية تحلّ المسألة جزئياً، ولكنها لا تضمن الاختيار الأمثل لهذه البارامترات (Li et al., 2015)، وهذا يؤثر سلباً على الإنتاجية بسبب عدم الاستخدام الأمثل لإمكانات الآلة (طاقة إنتاجية الآلة (Ramesh, n.d.) . من هنا تظهر أهمية تحليل العلاقة بين زمن وتكلفة الإنتاج، وضرورة العمل على تخفيضهما بهدف تحسين إنتاجية الآلة، وهذا ما أكدته الأبحاث السابقة (Soori & Asmael, 2022).

استطاع الباحثان (Nguyen & Hsu, 2017) إيجاد بارامترات التشغيل المثلى لعملية التفريز بالعلاقة مع خشونة السطح، من خلال دراسة منهجية سطح الاستجابة (RSM) Method Response Surface والشبكات العصبونية (ANN) Neural Networks، وأظهرت نتائجهم أن كلا الطريقتين تحققان نتائج جيدة وأن تقنية ANN تحقق دقة تنبؤ أعلى من RSM، في حين كانت RSM مفيدة أكثر في تحديد العوامل الرئيسة المؤثرة على عملية التشغيل.

تمت دراسة تأثير بارامترات التشغيل على قوى التشغيل ومعدل إزالة المعدن (MRR) Material Removal Rate خلال عملية التفريز باستخدام طريقة تاكوشي (Taguchi) و RSM، وتطوير نماذج رياضية تربيعية للتنبؤ بقوة القطع المطلوبة بهدف الحصول على القيمة الدنيا لقوة التشغيل، والقيمة القصوى لمعدل إزالة المعدن (MRR)، وخلصوا إلى أن العامل الأكثر تأثيراً على قوى التشغيل هو عمق القطع يليه معدل التغذية ثم سرعة القطع (Karkalos et al., 2016).

كما تمت دراسة إمكانية الحصول على بارامترات تشغيل أمثلية تسمح بزيادة كفاءة عملية التصنيع الفولاذ AISI P20، واستخدموا لذلك (RSM) وتقنية الخوارزميات الجينية للفرز غير السائد Non Dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA II) بهدف تطوير نماذجهم الرياضية، وخلصوا إلى أن قوى التشغيل المطلوبة تتناقص مع زيادة سرعة القطع، وتزايد مع زيادة معدل التغذية وعمق القطع، وإلى أن معدل

تآكل أداة القطع يزداد مع زيادة سرعة القطع وعمق القطع، في حين تتناقص خشونة السطح مع زيادة سرعة القطع وتزايد مع زيادة كل من معدل التغذية وعمق القطع (Vardhan et al., 2017).

يهدف إيجاد بارامترات التشغيل الأمثلية التي تحافظ على معدل مرتفع لإزالة المعدن (MRR) Removal Rate، تمت دراسة إمكانية التنبؤ بقيمة MRR باستخدام منهجية RSM عند تشغيل الفولاذ AISIP20، وتحليل النتائج باستخدام برنامج Minitab، ليظهر أن معدل التغذية كان له التأثير الأكبر على MRR، يليه عمق القطع ثم سرعته (Viswanathan et al., 2021). كما تم تحديد المسار الأمثل لحركة أداة القطع الذي يحقق أقصر زمن للتشغيل، ودراسة تآكل أداة القطع بتحليل مسارات مختلفة لحركة الأداة من أجل الفولاذ AISIP20، وخلصوا إلى أنه عندما يكون الهدف هو تقليل زمن التشغيل، فمن الأفضل اعتماد مسار متعرج لحركة أداة القطع بدلاً من المسار المستقيم. أما إذا كانت متانة (Durability) أداة القطع هي الهدف، فإن المسار الحلزوني يكون هو الخيار الأنسب (Wijanarka et al., 2020).

تم استخدام برنامج Master Cam لإجراء محاكاة تهدف لاختيار زمن التشغيل الأمثل، وذلك بتغيير مسار تحريك أداة القطع وتغيير بارامترات التشغيل (من أجل قيم مختلفة لعرض القطع). تم المقارنة بين ثماني مسارات للأداة، واستنتج أن زمن التشغيل الأمثل يوافق 80% من عرض مسار قطع متعرج (zigzag) بحركة تشغيل مستقيمة، بينما نتج عن مسار حلزوني مسار أطول لحركة الأداة، وافق أكبر زمن تشغيل مقارنة مع المسارات الأخرى. هذا يعني أنه مع زيادة عرض مسار القطع، ستزيد المساحة المقطوعة في مسار حركة الأداة خلال زمن محدد (Kriswanto et al., 2018).

أجريت محاولة للتنبؤ بمعدل إزالة المعدن وخشونة السطح باستخدام الشبكات العصبونية، حيث استخدمت طريقة الانتشار الخلفي في عملية التدريب، ولوحظ أن معدل التغذية هو العامل الأكثر تأثيراً على معدل إزالة المعدن وخشونة السطح. كما أشارت النتائج إلى أن النموذج كان قادراً على التنبؤ بمتوسط انحراف نسبته (4.37%) فقط، ما يدل على أن القيم المتوقعة كانت قريبة جداً من القيم التجريبية، وبالتالي يمكن استخدام النموذج المطور بشكل فعال للتنبؤ بمعدل إزالة المعدن وخشونة السطح (Vardhan et al., 2018).

كما تم تطوير نموذج مبني على شبكة عصبية ذات انتشار خلفي Back Propagation Neural Network (BPNN) بهدف تقليل زمن التشغيل، واستهلاك الطاقة وتحسين خشونة السطح تحت بعض القيود على قوة التشغيل وعمر الأداة. خلصت الدراسة إلى أن نموذج الشبكة المختار يحقق زمن تشغيل واستهلاك طاقة أقل وخشونة سطح أفضل مقارنة مع طرائق التنبؤ التقليدية (Li et al., 2015).

إن الدراسات السابقة تضمنت حلاً للعديد من مشاكل التشغيل باستخدام منهجيات متنوعة، ورغم أن بعضها سعى إلى زيادة معدل إزالة المعدن وبعضها الآخر سعى إلى تخفيض زمن التشغيل باختيار المسار

الأمثل لحركة الأداة، إلا أنها لم تصل إلى صياغة قانون عام يسمح بإيجاد بارامترات التشغيل الأمثلية التي تحقق أعلى معدل لإزالة المعدن وأخفض زمن تشغيل مقابل باقي القيود كبارامترات التشغيل (نوع وقطر أداة القطع ومعدن المشغولة وغيرها). ولم تتطرق الدراسات السابقة إلى اتباع منهجية تجمع تصميم التجارب بطريقة تاكوشي واستخدام منهجي سطح الاستجابة لاستنتاج النماذج الرياضية لتحديد بارامترات القطع الأمثلية بهدف زيادة إنتاجية تشغيل مشغولة من الفولاذ AIAIP20، مع اعتماد PCA كتقنية إحصائية لتحديد المكونات الرئيسية واستخدام البرنامج Minitab-18 لاستنتاج مدى تأثير كل من بارامترات القطع على معدل إزالة المعدن (Google Scholar, 2022).

يهدف البحث إلى زيادة إنتاجية آلات CNC التي تُستخدم لتشغيل الفولاذ AISIP20، وتحسين مردودها الاقتصادي وزيادة عمرها الفني باختيار بارامترات التشغيل الأمثلية، التي تحقق أعلى معدل لإزالة المعدن خلال أقل زمن ممكن للتشغيل.

طرائق ومواد البحث

تم اعتماد (RSM) من أجل معالجة عينات القياس والحصول على قيم دقيقة لبارامترات التشغيل الأمثلية وتطوير نماذج رياضية للتنبؤ بمعدل إزالة المعدن وزمن التشغيل، حيث أثبتت نجاحها في دراسات مماثلة، تم في بعضها إجراء تجارب عملية مع احتساب بارامترات كقوة التشغيل وخشونة السطح وتسارع الاهتزاز وتآكل الأداة وغير ذلك، واكتفى بعضها الآخر باستخدام نهج المحاكاة دون إجراء تجارب عملية. كما تم في العديد من الأبحاث استخدام نماذج الانحدار المتعدد (Campatelli et al., 2014) (Zahoor et al., 2022) (Hu et al., 2022) وتقنيات الذكاء الصناعي (García-Plaza et al., 2013) (K.L.College of Engineering, 2012) (Lin et al., 2020) Vaddeswaram - 522502, Dept. of EEE, Andhra Pradesh, India et al., 2012).

تم إجراء القياسات اللازمة في ورشة إنتاج بمدينة إدلب واستخدمت النماذج المذكورة في الحساب اليدوي للنتائج باستخدام المنهجية القائمة على تخطيط وتنفيذ تجارب التشغيل، ثم تطبيق النماذج برمجياً باستخدام برنامجي التحليل Mini Tab_18 و SPSS_20، بهدف استنباط بارامترات التشغيل الأمثلية. ونظراً لصعوبة إجراء تجارب متعددة البارامترات على مشغولات من المعدن المدروس (AISIP20)، ولعدم وجود مخابر قياس ميكانيكي متخصصة وغياب شركات صناعية قادرة على رعاية وتمويل هذا النوع من الأبحاث في المناطق المحررة، تمت كمقاربة مناسبة لواقع شمال غرب سوريا إجراء محاكاة حاسوبية، وتنفيذ تجارب عملية تحتسب بارامترات التشغيل الثلاث الأكثر أهمية وهي سرعة القطع وعمق القطع ومعدل التغذية.

تم تصميم التجارب وتنفيذها على فارزة CNC من طراز Hartford تايوانية الصنع، الموضحة بالشكل (1) وواسعة الانتشار في شمال غرب سوريا، وتحديد بارامترات التشغيل التي ستدخل في النموذج الرياضي المختار،

وبناء هذا النموذج بطريقة الانحدار المتعدد، ثم تحليل النتائج لتحديد البارامترات الأكثر أهمية في التأثير على إنتاجية الآلة (زمن التشغيل ومعدل إزالة المعدن في كل تجربة)، كما تم التحقق من كفاءة النموذج المقترح بمقارنة النتائج التجريبية مع النتائج المحسوبة بوساطة النموذج الرياضي المعتمد. تسمح هذه المنهجية بدراسة إمكانية تحسين كفاءة عملية تصنيع مشغولات الفولاذ AISIP20، وزيادة إنتاجية آلة التشغيل عبر استنباط بارامترات التشغيل الأمثلية اللازمة لإنتاج مشغولات ذات جودة تشغيل (خشونة سطح) مناسبة مع استهلاك معقول للطاقة.



الشكل (1): فارزة بأربعة محاور

تم اختيار مشغولة من الفولاذ AISIP20 المستخدم على نطاق واسع في الصناعات الميكانيكية بشكل عام وفي الصناعات التشكيلية بشكل خاص بسبب صلابته العالية ومقاومته الشديدة للتآكل (Sidda Reddy et al., 1970)، وهما خاصيتان مهمتان جداً لإنتاج القوالب البلاستيكية (Rosalbino et al., 2012) التي يتطلب تفريز أشكال هندسية معقدة، وإزالة حجم ملائم من المعدن، وإيجاد مسار أمثلي لحركة أداة القطع خلال العمل، لإنتاج مشغولة عالية الجودة خلال زمن قصير (Arruda et al., 2015)، باعتبار أن عملية التفريز تلعب دوراً أساسياً في الإنتاج، فهي تولى اهتماماً كبيراً من الباحثين (Kar et al., 2020).

اختيار تقنية للبارامترات الأمثل

استخدمت طريقة تاكوشي في البحث (Bagh & Sahu, 2020; Mia et al., 2018) لأنها سهلة التطبيق وتسمح بتحليل بارامترات متعددة دون الحاجة لإجراء عدد كبير من التجارب. وتم استخدام طريقة تحليل التباين Analysis Of Variance (ANOVA) (Palaniappan et al., 2020; Gopalsamy et al., 2009) لتحديد نسبة تأثير كل عنصر على الإنتاجية، كما تم استخدام طريقة (RSM) كطريقة أمثلة تقليدية أثبتت جدواها في تحسين بارامترات تشغيل ماكينات CNC (Anggoro et al., 2022)، وتسمح بتحديد بارامترات التشغيل الأمثلية (Kramar & Cica, 2021)، وباختصار عدد التجارب، ويرصد تأثير التفاعلات البنينة للمتغيرات المستقلة على الاستجابة، وتحديد أوزان تأثير بارامترات التشغيل على الاستجابة المختارة: كخشونة السطح ومعدل إزالة المعدن، وزمن التشغيل، وتآكل أداة القطع وقوة القطع (Venkata Rao & Murthy, 2018)، بالإضافة إلى

فعاليتها واقتصاديتها وسهولة تطبيقها (Kamely et al., 2011). يُسهل معيار الأمثلة في هذه المنهجية تحديد البارامترات الأمثلية، لذا فقد تم اختيارها لدراسة تأثير بارامترات التشغيل على الاستجابة (معدل إزالة المعدن وزمن التشغيل)، وللحصول على القيم الأمثلية لهذه البارامترات. لكن من عيوب هذه الطريقة أنها تحتاج إلى بيانات أكثر مما تحتاجه المنهجيات الأخرى.

تحديد مدخلات النموذج

عند اختيار مدخلات النموذج (سرعة القطع، عمق القطع، معدل التغذية) لابد من احتساب نوع معدن المشغولة، ونوع معدن أداة القطع، وقطر أداة القطع، ومسار التشغيل (موافق أو معاكس)، ونوع عملية التشغيل (تنعيم أو تخشين)، ومقدار تغذية كل سن، وخواص سائل التبريد وغير ذلك، مع ملاحظة أن بارامترات التشغيل مرتبطة فيما بينها، فسرعة القطع تتعلق بمعدل التغذية وعمق القطع، ومعدل التغذية يتعلق بعمق القطع.

أ-سرعة القطع:

تمثل سرعة القطع مقياساً للسرعة النسبية بين أداة القطع والمشغولة (Daniyan et al., 2019)، وتعطى بالعلاقة (1):

$$V = \frac{\pi * D * N}{1000} \left[\frac{m}{min} \right] \quad (1)$$

حيث: D [mm] - هي قطر أداة القطع؛ N[rpm] - سرعة دوران أداة القطع؛ [V/m/min] - سرعة القطع.

ب- معدل سرعة التغذية:

تعطى بالعلاقة (2) (Daniyan et al., 2019):

$$f_r = Z * f * N \quad (2)$$

حيث: - f_r (mm/min) سرعة التغذية، - Z عدد الحدود القاطعة، - f (mm/tooth) سرعة التغذية لكل سن، - N(rpm) سرعة دوران أداة القطع.



الشكل (2): بارامترات التشغيل

ج-عمق القطع:

أي قياس المسافة العمودية المقاسة من السطح المشكل إلى السطح غير المشكل للمشغولة (Trimbakwade & Shete, n.d.). كما يبين الشكل (2).

د-عرض القطع:

تم اختيار عرض القطع بمقدار (10 [mm]) للحصول على أقصى استفادة من قطر أداة القطع البالغ (10 [mm] أيضاً).

تحديد مخرجات النموذج

تتمثل استجابة النموذج المدروس بمعدل (إزالة المعدن - الرايش) وزمن التشغيل. يعبر معدل إزالة المعدن عن حجم المادة التي يتم إزالتها من سطح المشغولة خلال واحدة الزمن (Chaudhary et al., n.d.)، وفق بالمعادلة:

$$M.r = a.d.f_r = a * d * n * f_t * z \quad (3)$$

حيث: a [mm] - هي عرض القطع؛ d [mm] - عمق القطع؛ f_t [mm/tooth] - معدل التغذية؛ Z - عدد أسنان الحد القاطع؛ n [rpm] - سرعة دوران أداة القطع،

$$T = \frac{L}{f_r} \quad (4) \quad \text{ويعطى زمن التشغيل بالمعادلة (4):}$$

حيث: L [mm] - طول السطح المراد تفريره؛

اختيار مجالات تغير بارامترات التشغيل:

تم اختيار ثلاثة مستويات تغير لكل بارامتر أثناء إجراء التجارب، كونها تكفي للكشف عن التأثير غير الخطي لهذه البارامترات، تم اختيار قيم هذه البارامترات، وفقاً لقيود البحث الواردة أعلاه، ضمن المجال الموصي به لكل من أداة القطع والمشغولة كما يبين الجدول (1).

الجدول (1): بارامترات التشغيل ومستوياتها

بارامترات التشغيل	الواحدة	الرمز	المستويات		
			المستوى الأول	المستوى الثاني	المستوى الثالث
سرعة الدوران	(rpm)	s	3500	4000	4500
معدل التغذية	(mm/tooth)	f	0.1	0.12	0.14
عمق القطع المحوري	(mm)	d	0.20	0.25	0.30

يجب ضبط عرض القطع عند أعلى قيمة مسموح بها للحصول على أعلى قيمة لمعدل إزالة المعدن، وكذلك ضبط عمق القطع عند أدنى قيمة مسموح بها (Mohamad & Zahid, 2019)، لأن أدنى معدل لتآكل أداة القطع يظهر عندما يقع عمق القطع في المجال [2-3 %] من قطر الأداة. بناء على ذلك، فقد تم اختيار عمق القطع المبين في الجدول (1) حسب توصيات الشركة الصانعة (Viswanathan et al., 2021).

اختيار أداة القطع:

يعتمد قطر أداة القطع المناسب لعملية التفريز على عرض مسار التشغيل وسرعة الدوران وقدرة الآلة. تم اختيار أداة قطع (الشكل 3) صينية الصنع (End mill) تسمى في الوسط الصناعي "ريشة إند". قطرها ($D=10 [mm]$) وطولها ($l=100 [mm]$) وتملك أربعة أسنان قاطعة ($\Phi 10 \times L50 \times Z4$) وتظهر خصائصها الفيزيائية في الجدول (2).



الشكل (3) أداة القطع المختارة

الجدول (2) الخصائص الفيزيائية لأداة القطع

Hardness		Young's Modulus, GPa (at 20 °C)	Thermal Conductivity, W/m(at 20°C)	Tensile Strength (MPa)
321 HB	34.1 HRC	204	38	1087

اختيار المشغولة:

تم اختيار مشغولة من الفولاذ AISIP20 لتمثيل النموذج المستخدم في إجراء التجارب. أُخذت أبعاد هذا المشغولة $100\text{mm} \times 100\text{mm} \times 50\text{mm}$ ، وهي ذات كثافة $7.8 [g/cm^3]$ وتركيبه الكيميائي مبين بالجدول (3) ..(Kapil et al., 2020).

الجدول (3): التركيب الكيميائي للفولاذ p20

Composition	Weight (%)
Carbon	0.28–0.4
Silicon	0.2-0.8
Manganese	0.6–1.0
Chromium	1.4–2.0
Molybdenum	0.3–0.55

تصميم وتنفيذ التجارب:

يعدّ التصميم الإحصائي للتجارب إجراءً فاعلاً لتخطيط التجارب، فهو يسمح بتحليل البيانات التجريبية للحصول على استنتاجات صحيحة وموضوعية (Kumar & Singh, 2016). ويُستخدم لتحويل التصميم القياسي (standard design) إلى تصميم قوي (robust design) (Ramu et al., 2018). ويعتمد عدد التجارب المطلوبة لإعداد النموذج على عدد بارامترات التشغيل المحتملة وعلى درجة تأثيرها وعدد درجات الحرية (عدد المقارنات الواجب إجراؤها بين بارامترات التجارب لتحديد مستوى الدقة الأمثل) (Nalbant et al., 2007). تم في هذا البحث اختيار ثلاثة بارامترات، يملك كل منها ثلاثة مستويات، وبالتالي فعدد التجارب المطلوب هو: 3^3 (Krishnaian & Shahabudeen, 2012). بناءً على هذه القيمة، تم تصميم المصفوفة المتعامدة ($L_{27} OA$).

قيود البحث:

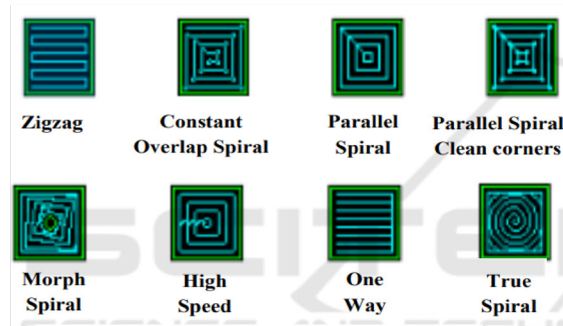
تم اختيار قيود البحث لتناسب مواصفات الآلة (استطاعة محركها ومجال عملها) ونوع أداة القطع ونوع معدن المشغولة، بالإضافة إلى قيود أخرى تؤثر على اختيار بارامترات التشغيل الأمثلية (خشونة السطح ومقدار تآكل أداة القطع وقوة التشغيل). من أجل ضمان استقرار عملية التشغيل الآلي عند معدلات مرتفعة لإزالة المعدن، تم اختيار بارامترات التشغيل مع احتساب توصيات الشركتين المصنعتين لأداة القطع والمشغولة (الجدول 4)؛ كما تم تحديد قيمة استجرار الآلة من الطاقة الكهربائية (POWER CONSUMPTION) (19 KVA) أثناء العمل، بحيث لا تتجاوز القدرة الاسمية للآلة، وقيود أخرى يمكن تحديدها بالخبرة كعمر أداة القطع وخشونة السطح التي يجب أن تكون أقل ما يمكن وقوة التشغيل التي يستدل عليها بثبات الماكينة واحتفاظها بقوتها أثناء العمل. لا بد أيضاً من التأكد على أن القوة المطبقة على أداة القطع يجب أن تكون أصغر من القوة المسموح بها.

الجدول: (4) بارامترات أداة القطع والمشغولة الموصى بها

Parameter	Work piece requirement	Tool requirement	Finalized value as reference
Cutting Speed (m/min)	Rough Milling	55 – 295	125
Feed (mm/tooth)	Finish Milling	0.05 – 0.16	0.12
Axial Depth of Cut (mm)	0.033–0.3	$\leq 0.5 \times D$	0.2

اختيار مسار أداة القطع:

يعدّ اختيار المسار الأمثل لحركة أداة القطع من أهم بارامترات التشغيل، فهو ينعكس بشكل مباشر على زمن التشغيل ومعدل إزالة المعدن، كما يؤثر على تآكل أداة القطع وقوة التشغيل وخشونة السطح وغيرها من البارامترات. يبين الشكل (4) أهم مسارات التشغيل المستخدمة في آلات التفريز (Kriswanto et al., 2018).



الشكل (4) مسارات أداة القطع*

بتحليل مسارات التشغيل لوحظ أن أغلب الباحثين توافقوا على أفضلية المسار zigzag، وهذا ما أكدته الخبرة العملية لفني الورش، رغم تفضيل بعض الباحثين للمسار الحلزوني الذي يعتمد على طريقة التشغيل وشكل المشغولة (Sumbodo et al., 2021). هنا تم اعتماد المسار zigzag كمسار أمثل يحقق أقصر زمن تشغيل خلال إجراء التجارب. تم رسم المشغولة باستخدام برنامج Solid Works وإنشاء برنامج G-code له، وإجراء محاكاة باستخدام برنامج Power Mill 2020.

تنفيذ التجارب:

تم إجراء التجارب في ورشة صناعية مختصة بصناعة القوالب في مدينة إدلب بشمال غرب سوريا، واستمر العمل 27 يوماً حيث تم تحضير مشغولة الفولاذ بإجراء تنعيم لسطحها باستخدام آلة جليخ (لضمان الحصول على قيم دقيقة عند إجراء اختبار الصلادة) (الشكل a-4) (مواصفات حجر التجليخ هي: 38A 60K 5 VBE وهذا يعني أن أداة التجليخ مصنوعة من أكسيد الألمنيوم "وحجم الحبيبات "متوسط" ودرجة الصلادة "طري" وبنيته "متوسطة" ومادة الربط "خزفية") لضمان اختبار القساوة بشكل صحيح، وبعدها تمت معايرة جهاز قياس الصلادة (Rocwell) (الشكل b-5)، وقياس صلادة الفولاذ المستخدم (الشكل c-5) لتحديد مدى مطابقتها للمواصفات المطلوبة.



(a) معايرة مقياس القساوة



(b) تجليخ سطح المشغولة



(c) إجراء اختبار الصلادة

الشكل (5) التحضير لإجراء التجارب

تم إجراء بعض تجارب التشغيل الأولية على ماكينة CNC milling (Hartford , model:pro1000s , brand:) (Mitsubishi control unit brand: الميينة في الشكل (6) للتأكد من جاهزيتها، وإجراء التجارب الأساسية مع اختيار سرعة القطع ومعدل التغذية وعمق القطع (كمتغيرات مستقلة) واعتبار معدل إزالة المعدن (كمتغير تابع).



(a) ضبط النقاط المرجعية



(b) التجهيز قبل البدء بالعمل



(c) مراقبة نتائج القياس

الشكل (6) اجراء التجارب

النتائج

بعد إجراء التجارب، تم الحصول على القيم المبينة في الجدول (5) للبارامترات المقاسة التي ستمثل قاعدة البيانات الأساسية لبناء نماذج رياضية تسمح بإجراء الأمثلة المطلوبة.

الجدول (5): نتائج القياس العملية لزمن التشغيل ومعدل إزالة المعدن

رقم التجربة	سرعة القطع (rpm)	معدل التغذية (mm/tooth)	العمق المحوري للقطع (mm)	معدل إزالة المعدن (mm ³ /min)	زمن التشغيل (min)
1	3500	0.1	0.15	2100	5.0500
2	3500	0.1	0.2	2800	3.6071
3	3500	0.1	0.25	3500	2.8857
4	3500	0.12	0.15	2520	4.2083
5	3500	0.12	0.2	3360	3.0060
6	3500	0.12	0.25	4200	2.4048
7	3500	0.14	0.15	2940	3.6071
8	3500	0.14	0.2	3920	2.5765
9	3500	0.14	0.25	4900	2.0612
10	4000	0.1	0.15	2400	4.4188
11	4000	0.1	0.2	3200	3.1563
12	4000	0.1	0.25	4000	2.5250

13	4000	0.12	0.15	2880	3.6823
14	4000	0.12	0.2	3840	2.6302
15	4000	0.12	0.25	4800	2.1042
16	4000	0.14	0.15	3360	3.1563
17	4000	0.14	0.2	4480	2.2545
18	4000	0.14	0.25	5600	1.8036
19	4500	0.1	0.15	2700	3.9278
20	4500	0.1	0.2	3600	2.8056
21	4500	0.1	0.25	4500	2.2444
22	4500	0.12	0.15	3240	3.2731
23	4500	0.12	0.2	4320	2.3380
24	4500	0.12	0.25	5400	1.8704
25	4500	0.14	0.15	3780	2.8056
26	4500	0.14	0.2	5040	2.0040
27	4500	0.14	0.25	6300	1.6032

المناقشة

النماذج الرياضية واختيار نموذج الانحدار المتعدد:

تعتمد RSM على نماذج الانحدار المتعدد لحساب قيمة المتغير التابع عند قيم معينة للمتغيرات المستقلة بناءً على معايير التصميم المختارة أثناء تصميم التجارب؛ وهذه النماذج التي تتدرج حسب تعقيدها هي (Sumbodo et al., 2021):

المعادلة الخطية (Linear Equation):

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 \quad (5)$$

المعادلة التربيعية (Quadratic Equation):

$$y = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 (X_1)^2 + \beta_5 (X_2)^2 + \beta_6 (X_3)^2 \quad (6)$$

معادلة التفاعل (Interaction Equation):

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_1 X_2 + \beta_5 X_1 X_3 + \beta_6 X_2 X_3 \quad (7)$$

النموذج الكامل (Full model):

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 (X_1)^2 + \beta_5 (X_2)^2 + \beta_6 (X_3)^2 + \beta_7 X_1 X_2 + \beta_8 X_1 X_3 + \beta_9 X_2 X_3 \quad (8)$$

في هذا البحث تم اختيار معدل إزالة المعدن وزمن التشغيل كمتغيرين تابعين، واعتبرت سرعة الدوران (N) ومعدل التغذية (f) وعمق القطع (d) متغيرات مستقلة. من أجل تحديد العلاقة بين مجموعتي المتغيرات وتقدير الاستجابة (قيم المتغيرين التابعين)، سيتم اختبار مدى ملاءمة النماذج الأربعة لتمثيل النتائج، واختيار النموذج الأكثر ملاءمة منها بعد إجراء التحليل الإحصائي.

تحليل المكونات الرئيسية: (PCA):

تحليل المكونات الرئيسية (PCA) Principal Component Analysis أسلوبًا شائعًا لتحليل مجموعات البيانات الكبيرة ذات الأبعاد المتعددة، تعد PCA تقنية إحصائية لتقليل أبعاد مجموعات البيانات بتحويلها خطيًا إلى نظام إحداثيات جديد يمكن فيه وصف (معظم) التباينات بأبعاد أقل من البيانات الأولية. يعتمد أغلب الباحثين أول مكونين من أجل رسم البيانات في بعدين، وتحديد مجموعات المتغيرات ذات الصلة الموثوقة. يتطلب إيجاد نموذج رياضي دقيق لتقدير الاستجابة في حالتنا هذه تحديد المكونات الرئيسية (بارامترات التشغيل المستقلة التي لا ترتبط مع بعضها بعلاقة خطية) وتضمينها في النموذج.

من أجل الكشف عن التعددية الخطية تستخدم إحدى الطرائق المعروفة مثل: اختبار عامل تضخيم التباين (VIF) Variance Inflation Factor واختبار (F) واختبار (T). وبالمقابل توجد عدة طرائق لمعالجة التعددية الخطية مثل: طريقة انحدار Ridge، طريقة حذف بعض المتغيرات وتضخيم البيانات. تم هنا استخدام PCA التي تتميز بالبساطة وعمق التحليل وبدعم خوارزمياتها من قبل أغلب البرامج الإحصائية كطريقة للكشف عن التعددية الخطية ومعالجتها، بتوضيح العلاقة البينية لبارامترات القطع باستخدام مصفوفة الارتباط، بالإضافة إلى اختزالها إلى أقل عدد من البارامترات الواجب تضمينها في النموذج الرياضي.

حساب مصفوفة الارتباط:

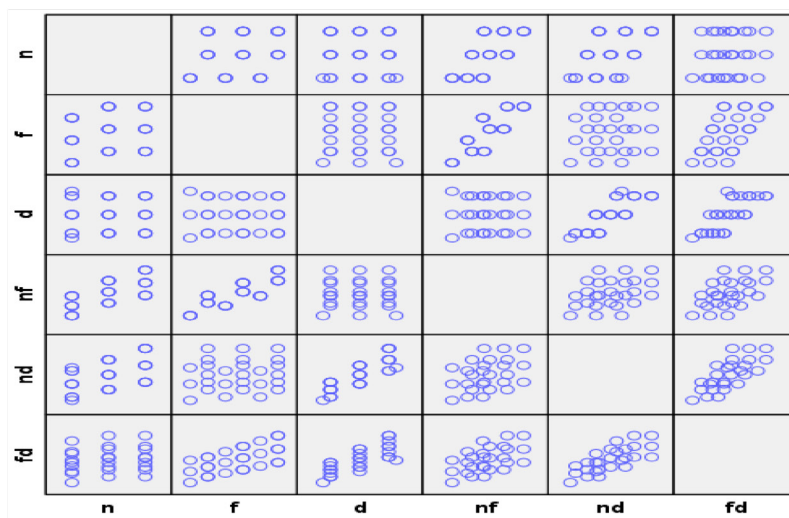
يحدّد الارتباط Correlation قوة العلاقة بين متغيرين أو أكثر من خلال معامل الارتباط (Isaac, 2018). يبين الجدول (6) قيم عناصر مصفوفة الارتباطات البينية (المربعة) لبارامترات التشغيل الناتجة، وتظهر فيها عدة ارتباطات ذات قيم أعلى من 0.6، وهذا يعني وجود تعددية خطية بين بارامترات التشغيل.

الجدول (6): مصفوفة الارتباط بين برامترات التشغيل

Correlation Matrix							
		<i>n</i>	<i>F</i>	<i>d</i>	<i>nf</i>	<i>nd</i>	<i>fd</i>
Correlation	N	1.000	.240	.000	.713	.519	.150
	F	.240	1.000	.000	.848	.125	.624

	D	.000	.000	1.000	.000	.850	.773
	n*f	.713	.848	.000	1.000	.370	.529
	n*d	.519	.125	.850	.370	1.000	.738
	n*d	.150	.624	.773	.529	.738	1.000

يؤكد ذلك مخطط الانتشار Scatterplot المرسوم بين بارامترات التشغيل في الشكل (7).

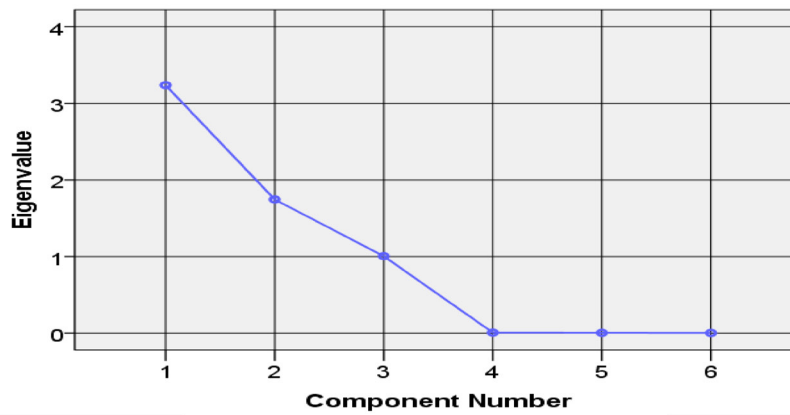


الشكل (7): مخطط الانتشار

القيمة الذاتية (Eigenvalue):

تعتبر القيمة الذاتية معياراً لتمثيل التباين الذي يساهم به كل مكون، فكلما زادت قيمته زاد التباين الذي يفسره. لقد أظهرت النتائج أن قيمه للمكونات (n,f,d) هي: 3.237, 1.745, 1.004 على الترتيب، وهي أكبر من القيم المقابلة للمتغيرات (n*f, n*d, f*d)، لذا تم استخراج المكونات (n,f,d) فقط لكونها تمثل العوامل الأكثر مساهمة في تفسير التباين (قيمها أكبر من الواحد)؛ وتم استبعاد المكونات (n*f, n*d, f*d) كما يظهر في اختبار Scree المبين في الشكل (8) الذي يبين أن المكونات الثلاثة الأولى مقبولة، لأن قيمها الذاتية أكبر من الواحد، في حين أن باقي المكونات مرفوضة.

لقد تم التوصل الى نسب تفسير البيانات من التباين الكلي لكل عامل على حدة، حيث لوحظ أن المكون الأول (سرعة الدوران) يفسر أعلى نسبة من التباين (53.955%)، يليه معدل التغذية الذي يفسر (29.081%) منه، أما عمق القطع فيفسر النسبة الأصغر (16.741%). هذا يعني أن المكونات المذكورة قادرة على تفسير (99.777%) من التباين الناتج، في حين تفسر البارامترات المستبعدة (0.223%) منه فقط.



الشكل (8) اختبار Scree

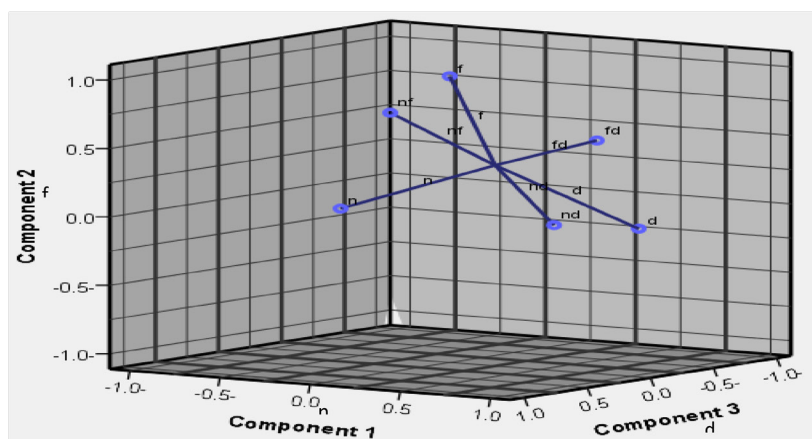
مصفوفة المكونات بعد التدوير:

يبين الجدول (7) مصفوفة المكونات بعد التدوير الذي يستخدم لتفسيرها منطقياً، وهي تظهر مدى ارتباط كل بارامتر عند المكونات المقابلة كما هو مبين في الشكل (9)، فالمكون الذي يملك ارتباطاً أكبر من القيمة 0.3 مع ثلاث متغيرات أو أكثر يُعتبر جيداً.

الجدول (7): مصفوفة المكونات بعد التدوير

مصفوفة المكونات بعد التدوير			
	المكون		
	<i>n</i>	<i>f</i>	<i>d</i>
<i>d</i>	0.995	-0.044	-0.073
<i>n*d</i>	0.891	00.046	0.450
<i>f*d</i>	0.805	0.590	-0.012
<i>f</i>	0.049	0.995	0.075
<i>n*f</i>	0.078	0.805	0.587
<i>n</i>	0.079	0.163	0.983

طريقة التحليل: PCA
طريقة التدوير: Varimax و Kaiser Normalization .



الشكل (9) رسم المكونات في جملة الأحداثيات المدورة

معالجة التعدد الخطي:

ليس من السهل دائماً معالجة مشكلة التعددية الخطية، فكل طريقة لها مشاكلها من جهة طريقة تفسير النتائج، وبالتالي يعتبر تحليل النتائج بوجود التعددية الخطية الأسلوب الأفضل في كثير من الحالات. تضمن PCA حذف بعض المتغيرات من معادلة النموذج الرياضي، وهو أمر في غاية الخطورة، لأنه يسبب تحيزاً في التوصيف، ولكن التعدد الخطي لا يشكل خطورة طالما أن الهدف هو تقدير الاستجابة، إذ أن المعيار في هذه الحالة هو قيمة معامل الارتباط المعدل (R^2). نظراً لحساسية PCA لقياس المتغيرات، فقد تم اعتماده كطريقة للكشف عن مشكلة التعدد الخطي فقط دون معالجتها، وتم قبول النتائج دون معالجة هذا التعدد، أي مع الاحتفاظ بتأثير جداءات البارامترات.

اختيار النموذج الرياضي لمعدل إزالة المعدن:

تحليل انحدار النموذج التفاعلي (معادلة الارتباط):

تحليل التباين (ANOVA):

بإجراء تحليل التباين (ANOVA) Analysis of Variance، أشارت اختبارات F-Value و IP-Value المبينة في الجدول (8) إلى الأهمية النسبية لبارامترات التشغيل، وكان من الواضح أن $P\text{-Value} = 0$ للنموذج، وأن قيم المتغيرات أصغر من 5%، ما يدل على وجود فروق ذات دلالة إحصائية بين المتغيرات والاستجابة (زمن التشغيل). هذا يعني أن هذه المتغيرات ذات أهمية معتبرة في التأثير على الاستجابة (أو في تفسير التباين)، وأن دالة الاستجابة (النموذج الرياضي) التي تم بناؤها معنوية وتفي بالغرض. تؤكد ذلك النسبة المئوية في تفسير التباين التي بلغت 100%، والتي تقابل قيمة صغيرة جداً للخطأ (0.01%).

بالنسبة لمساهمة بارامترات التشغيل في التأثير على معدل إزالة المعدن بين الجدول (8) أيضاً أن العمق المحوري للتشغيل كان صاحب التأثير الأكبر على معدل إزالة المعدن (بنسبة 57.86%)، يليه معدل التغذية (بنسبة 25.72%)، أما سرعة الدوران فكانت العامل الأقل تأثيراً (بنسبة 14.47%).

الجدول (8): تحليل التباين (ANOVA) لمعدل إزالة المعدن

Source	DF	Seq SS	Contribution	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Model	6	28665600	99.99%	28665600	4777600	29860.00	0.000
Linear	3	28108800	98.05%	28108800	9369600	58560.00	0.000
n	1	4147200	14.47%	4147200	4147200	25920.00	0.000
f	1	7372800	25.72%	7372800	7372800	46080.00	0.000
d	1	16588800	57.86%	16588800	16588800	103680.0	0.000
2-Way Interaction	3	556800	1.94%	556800	185600	1160.00	0.000
n*f	1	76800	0.27%	76800	76800	480.00	0.000
n*d	1	172800	0.60%	172800	172800	1080.00	0.000

f*d	1	307200	1.07%	307200	307200	1920.00	0.000
Error	20	3200	0.01%	3200	160		
Total	26	28668800	100.00%				
R= 99.99 % , R-Square = 99.99 %							

أما مساهمة تفاعل المتغيرات في التأثير على معدل إزالة المعدن فبلغت (1.94 %) فقط، حيث أثر الجداء ($f * d$) بأكبر نسبة (1.07%)، تلاه تأثير الجداء ($n * d$) بنسبة (0.6 %؛ أما تأثير الجداء $n * f$) فكان (0.27 %)، ويرجع السبب إلى أن السرعة ومعدل التغذية كان لهما تأثيراً أقل مقارنة مع عمق القطع. يلاحظ من الجدول المذكور أيضاً أن معامل الارتباط R-seq يقع ضمن المجال المقبول احصائياً (0.8 - 1) كما تم تحليله في (Cetin et al., 2011).

يمكن كتابة النموذج الرياضي (معادلة الانحدار) بالاستعانة بمعاملات انحدار غير معيارية كما يلي:

$$MRR = 3840 - 0.96(n) - 32000(f) - 19200(d) + 8(n * f) + 4.8(n * d) + 160000(f * d) \quad (5)$$

مقارنة القيم التجريبية مع القيم المحسوبة:

من أجل الحكم على دقة النموذج الرياضي تم كتابة القيم التجريبية والمحسوبة لمعدل إزالة المعدن في الجدول (9)، ونسبة الانحراف بينهما التي يمكن حسابها من العلاقة (9) (Okokpujie & Okonkwo, 2015):

$$\varphi_i = \left| \frac{MRR_{(e)} - MRR_{(m)}}{MRR_{(e)}} \right| * 100 \% \quad (9)$$

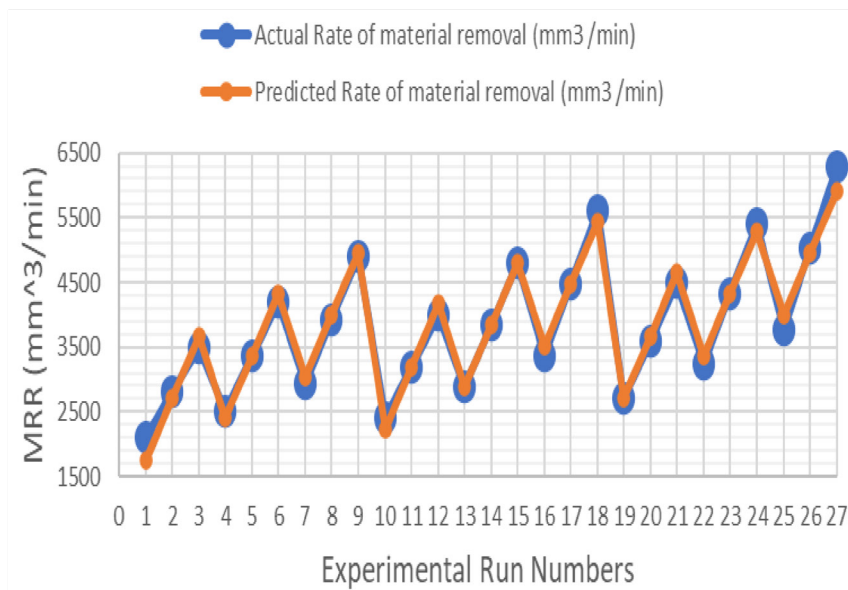
يلاحظ أن متوسط الانحراف في النموذج الرياضي $\bar{\varphi}_i = 0.17\%$ ، وهذا يعني أن النموذج دقيق بنسبة (99.83 %).

الجدول (9): القيم التجريبية والمحسوبة لمعدل إزالة المعدن

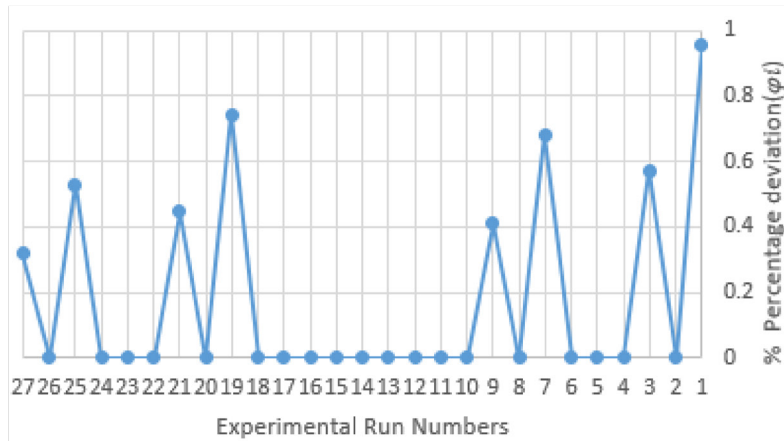
Exp. No	Spindle Speed (rpm)	Feed Rat (mm/tooth)	Axial Deep of cut (mm)	Actual Rate of material removal (mm ³ /min)	Interaction equation	
					Predicted Rate of material removal (mm ³ /min)	Percentage deviation (φ_i)%
1	3500	0.1	0.15	2100	2120	0.9524
2	3500	0.1	0.2	2800	2800	0.0000
3	3500	0.1	0.25	3500	3480	0.5714
4	3500	0.12	0.15	2520	2520	0.0000
5	3500	0.12	0.2	3360	3360	0.0000
6	3500	0.12	0.25	4200	4200	0.0000
7	3500	0.14	0.15	2940	2920	0.6803

8	3500	0.14	0.2	3920	3920	0.0000
9	3500	0.14	0.25	4900	4920	0.4082
10	4000	0.1	0.15	2400	2400	0.0000
11	4000	0.1	0.2	3200	3200	0.0000
12	4000	0.1	0.25	4000	4000	0.0000
13	4000	0.12	0.15	2880	2880	0.0000
14	4000	0.12	0.2	3840	3840	0.0000
15	4000	0.12	0.25	4800	4800	0.0000
16	4000	0.14	0.15	3360	3360	0.0000
17	4000	0.14	0.2	4480	4480	0.0000
18	4000	0.14	0.25	5600	5600	0.0000
19	4500	0.1	0.15	2700	2680	0.7407
20	4500	0.1	0.2	3600	3600	0.0000
21	4500	0.1	0.25	4500	4520	0.4444
22	4500	0.12	0.15	3240	3240	0.0000
23	4500	0.12	0.2	4320	4320	0.0000
24	4500	0.12	0.25	5400	5400	0.0000
25	4500	0.14	0.15	3780	3800	0.5291
26	4500	0.14	0.2	5040	5040	0.0000
27	4500	0.14	0.25	6300	6280	0.3175
						$\bar{\varphi}_i$ = 0.17

أظهرت مقارنة القيم التجريبية مع القيم المحسوبة بواسطة النموذج الرياضي لمعدل إزالة المعدن أن معظم القيم متطابقة مما يدل على دقة النموذج الرياضي، كما يبين الشكل (10).



الشكل (10) التمثيل البياني للقيم التجريبية والمحسوبة لمعدل إزالة المعدن

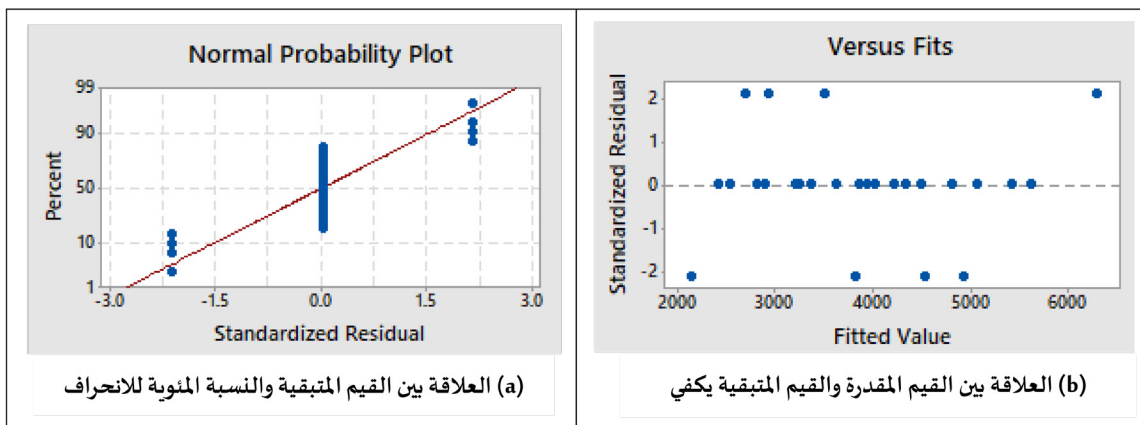


الشكل (11) النسبة المئوية لخطأ حساب معدل إزالة المعدن

يبين الشكل (11) أن نسبة الخطأ في جميع التجارب كانت أقل من (1%)، وهذا يدل على موثوقية (دقة) عالية للنموذج الرياضي، كما أن تلك النسبة تقع ضمن المجال المسموح به (20%) (Kara, 2018)

تحليل القيم المتبقية

يبين الشكل (12) القيم المتبقية Standardized Residual في النموذج الرياضي مقابل كل تجربة بترتيب المراقبة (Observation Order) والقيم المحسوبة للاستجابة (Fitted Value). يشير (Versus Fits) إلى تجانس معظم القيم المحسوبة، لأن انحرافاتهما حول خط الصفر صغيرة. وهذا أمر محبذ، فهو يدل على موثوقية عالية للنموذج الرياضي (Singh et al, 2014). بنفس الطريقة، وعند رسم علاقة القيم المتبقية مع النسبة المئوية (Percent)، يلاحظ أن الشكل (Normal Probability Plot)، يدل على تجمع الأخطاء حول الخط أي التوزيع الطبيعي لقيم البواقي.

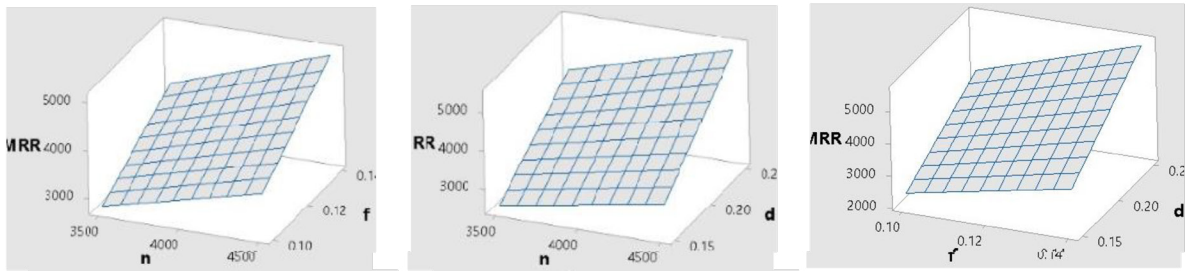


الشكل (12): القيم المتبقية في النموذج الرياضي المراقبة

(Hold Values: n=4000, f = 0.12 mm/min, d = 0.2 mm)

العلاقة بين بارامترات التشغيل ومعدل إزالة المعدن:

توضح سطوح الاستجابة المرسومة في جمل إحداثيات ثلاثية الأبعاد في الشكل (12) العلاقة البيئية بين معدل إزالة المعدن وعلاقته مع (n, f, d أو n, d أو f, d) من بارامترات التشغيل وذلك بثبات المتغير الثالث عند القيمة الوسطى. إن العلاقة طردية بين بارامترات التشغيل مع معدل إزالة المعدن، أي أنه مع زيادة كل من سرعة الدوران ومعدل التغذية وعمق القطع، يزداد معدل إزالة المعدن. حيث تشير المنحنيات في الشكل (a-13) إلى زيادة معدل إزالة المعدن بزيادة سرعة الدوران ومعدل التغذية ويعود السبب في ذلك إلى حقيقة أنه مع زيادة سرعة القطع تزداد الحرارة المتولدة في منطقة القطع، ويصبح المعدن ليناً، وبالتالي يزداد MRR. بينما منحني الشكل (b-12) إلى زيادة معدل إزالة المعدن بزيادة سرعة الدوران وعمق القطع، كما يشير الشكل (c-12) إلى أنه يمكن زيادة معدل إزالة المعدن بزيادة كل من معدل التغذية وعمق القطع. هذا يعني أنه يمكن الحصول على أعلى معدل ممكن لإزالة المعدن (وهذا هدف غائي لهذا البحث) بزيادة كل من سرعة الدوران ومعدل التغذية وعمق القطع، مع مراعاة القيود المذكورة أعلاه. يشير استواء سطح الاستجابة إلى خطية العلاقة بين بارامترات التشغيل ومعدل إزالة المعدن.



(a) العلاقة بين سرعة الدوران ومعدل التغذية (b) العلاقة بين سرعة الدوران وعمق القطع (c) العلاقة بين معدل التغذية وعمق القطع

الشكل (13) العلاقة بين برمترات التشغيل ومعدل إزالة المعدن (سطح الاستجابة)

(Hold Values: n = 4000, f = 0.12, d = 0.2)

النموذج الرياضي الأمثل لمعدل إزالة المعدن:

من أجل الوصول إلى النموذج الأمثل، وتحديد الفروقات بين النماذج الرياضية، أُجري اختبار (F) الذي يُستخدم لكشف التعددية الخطية، وحساب معاملي الارتباط والارتباط المعدل، كونهما معياران لتحديد النموذج الأمثل كما يظهر في الجدول (10). إن النموذج التفاعلي حقق دقة أعلى في تقدير الاستجابة بلغت (99.828%) بعد أن كانت (96.955%) في النموذج الخطي. كما أصبح معاملا الارتباط والارتباط المعدل بين المتغيرات المستقلة والمتغير التابع مساوياً للواحد. من ناحية أخرى، لم تحقق إضافة المتغيرات التربيعية أي فارق في تقدير معدل إزالة المعدن، وكانت مساهمتها في التأثير على قيمة المتغير التابع صفرية (Contribution = 0.000%).

الجدول (10): نتائج اختبار (F)

	Prediction accuracy in percentage (%)	average percentage deviation (%)	F	R	R ²
Linear equation	96.955516	3.04	384.82	0.99	0.98
Interaction equation	96.955516	0.17	167.31	0.99	0.99

النموذج الرياضي الكامل لزمان التشغيل (تحليل ANOVA):

تشير نتائج اختباري (F-Value و P-Value) المبينة في الجدول (11) إلى أهمية عوامل التحكم. إن P-Value=0 للنموذج، وأصغر من (5%) للمتغيرات، مما يدل على وجود فروق ذات دلالة إحصائية بين المتغيرات والاستجابة (زمن التشغيل)، وأن هذه المتغيرات ذات أهمية معتبرة في تفسير التباين، وأن دالة الاستجابة (النموذج الرياضي) التي تم بناؤها "معنوية" وتفي بالغرض. تؤكد ذلك نسبة تفسير التباين التي بلغت 100%، ووافقت قيمة صغيرة جداً للخطأ هي (4.66%).

يُلاحظ أن العمق المحوري للتشغيل كان له التأثير الأكبر على زمن التشغيل بنسبة 61.22%، يليه معدل التغذية الذي بلغت نسبة تأثيره 21.9%. أما سرعة الدوران فكانت العامل الأقل تأثيراً بنسبة 12.22% من جهة أخرى، لم تتجاوز مساهمة المتغيرات التربيعية 2.53%، وهذه منخفضة.

كان للمتغير d^2 التأثير الأكبر على زمن التشغيل كونه البارامتر الذي يملك أكبر مساهمة في النموذج الخطي، تلاه مربع معدل التغذية f^2 بنسبة تأثير 0.2%، في حين لم يؤثر مربع سرعة الدوران على زمن التشغيل إلا بنسبة ضئيلة جداً بلغت 0.06%. كانت نسبة مساهمة تفاعل البارامترات مع بعضها منخفضة جداً (2.03%)، حيث حققت ($f * d$) أكبر تأثير (1.15%)، تلتها ($n * d$) التي بلغت 0.64%، أما (v) فكانت مساهمتها هي الأصغر بنسبة بلغت 0.23%. من الواضح أن الثنائية ($f * d$) حققت أعلى مساهمة في التأثير على زمن التشغيل، ويرجع سبب ذلك، إلى أن مكوناتها (السرعة وعمق القطع) امتلکا الدور الأكبر في التأثير على الاستجابة.

يمكن كتابة النموذج الرياضي (معادلة الانحدار) بالاستعانة بمعاملات انحدار غير معيارية كما يلي:

$$M.T = 31.33 - 0.003728 * n - 124.68 * f - 92.33 * d + 202.5 * f^2 + 108.35 * d^2 + 0.006107 * n * f + 0.004084 * n * d + 136.7 * f * d \quad (10)$$

الجدول (11): تحليل ANOVA لزمن التشغيل

Source	DF	Seq SS	Contribution	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Model	9	19.3965	99.90%	19.3965	2.1552	1938.42	0.000
Linear	3	18.5105	95.34%	18.5105	6.1702	5549.62	0.000
<i>n</i>	1	2.3725	12.22%	2.3725	2.3725	2133.86	0.000
<i>f</i>	1	4.2523	21.90%	4.2523	4.2523	3824.61	0.000
<i>d</i>	1	11.8858	61.22%	11.8858	11.8858	10690.41	0.000
Square	3	0.4919	2.53%	0.4919	0.1640	147.49	0.000
<i>n</i> * <i>n</i>	1	0.0124	0.06%	0.0124	0.0124	11.11	0.004
<i>f</i> * <i>f</i>	1	0.0394	0.20%	0.0394	0.0394	35.41	0.000
<i>d</i> * <i>d</i>	1	0.4402	2.27%	0.4402	0.4402	395.94	0.000
2-Way Interaction	3	0.3941	2.03%	0.3941	0.1314	118.16	0.000
<i>n</i> * <i>f</i>	1	0.0448	0.23%	0.0448	0.0448	40.26	0.000
<i>n</i> * <i>d</i>	1	0.1251	0.64%	0.1251	0.1251	112.53	0.000
<i>f</i> * <i>d</i>	1	0.2242	1.15%	0.2242	0.2242	201.69	0.000
Error	17	0.0189	0.10%	0.0189	0.0011		
Total	26	19.4154	100.00%				

R=99.9 % , R-sq (adj) = 99.85 %

مقارنة القيم التجريبية مع القيم المحسوبة:

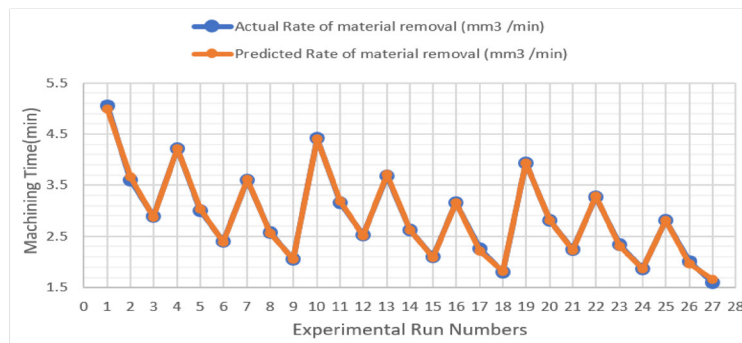
يساعد الجدول (12) في الحكم على دقة النموذج الرياضي الناتج، بإظهار القيم التجريبية والمحسوبة ونسبة الانحراف بينهما. و يبين أن متوسط نسبة انحراف النموذج الرياضي تبلغ ($\bar{\varphi}_i = 0.71\%$)، وهذا يعني أن النموذج دقيق بنسبة (94.6552%)

الجدول (12) القيم التجريبية والمحسوبة

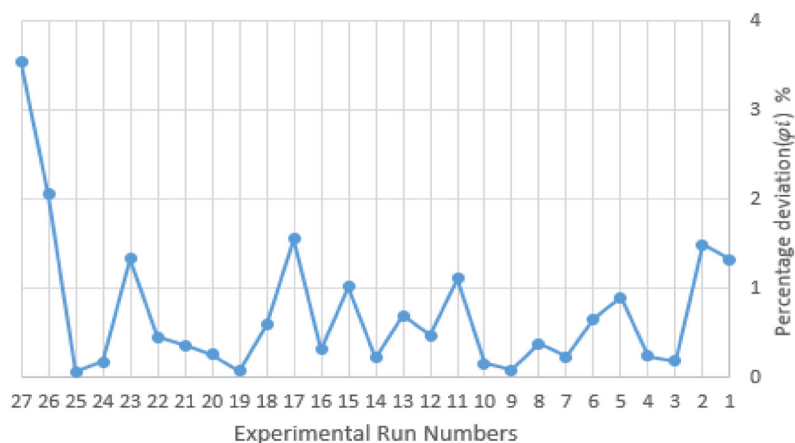
رقم التجربة	سرعة الدوران (rpm)	معدل التغذية (mm/tooth)	العمق المحوري للقطع (mm)	زمن التشغيل التجريبي (min)	النموذج الكامل	
					زمن التشغيل المحسوب (min)	النسبة المئوية للخطأ (φ_i) %
1	3500	0.10	0.15	5.0500	4.9832	1.32205145
2	3500	0.10	0.20	3.6071	3.6610	1.4920145
3	3500	0.10	0.25	2.8857	2.8804	0.18340927

4	3500	0.12	0.15	4.2083	4.2184	0.23956496
5	3500	0.12	0.20	3.0060	3.0328	0.89447384
6	3500	0.12	0.25	2.4048	2.3890	0.65549677
7	3500	0.14	0.15	3.6071	3.6156	0.23466588
8	3500	0.14	0.20	2.5765	2.5667	0.3803155
9	3500	0.14	0.25	2.0612	2.0596	0.07930384
10	4000	0.10	0.15	4.4188	4.4116	0.1611697
11	4000	0.10	0.20	3.1563	3.1915	1.11559027
12	4000	0.10	0.25	2.5250	2.5130	0.47416086
13	4000	0.12	0.15	3.6823	3.7079	0.69490936
14	4000	0.12	0.20	2.6302	2.6244	0.22037457
15	4000	0.12	0.25	2.1042	2.0827	1.02124801
16	4000	0.14	0.15	3.1563	3.1661	0.31354105
17	4000	0.14	0.20	2.2545	2.2194	1.55633941
18	4000	0.14	0.25	1.8036	1.8143	0.59719773
19	4500	0.10	0.15	3.9278	3.9308	0.07648562
20	4500	0.10	0.20	2.8056	2.8127	0.25541698
21	4500	0.10	0.25	2.2444	2.2364	0.35863883
22	4500	0.12	0.15	3.2731	3.2881	0.45702408
23	4500	0.12	0.20	2.3380	2.3067	1.33522298
24	4500	0.12	0.25	1.8704	1.8671	0.17384732
25	4500	0.14	0.15	2.8056	2.8074	0.06739733
26	4500	0.14	0.20	2.0040	1.9628	2.05511464
27	4500	0.14	0.25	1.6032	1.6599	3.53560406
						$\bar{\varphi}_i = 0.73$

أظهرت نتائج المقارنة بين القيم التجريبية والقيم المحسوبة التي تم الحصول عليها من النموذج الرياضي لزمان التشغيل (الشكل 14) أن معظم القيم متطابقة، مما يدل على دقة النموذج الرياضي. هذا يعني أن أكثر من (90%) من التجارب لم تتجاوز فيها نسبة الخطأ (2%) وهذا ما يبينه الشكل (15)، مما يدل على موثوقية عالية (دقة) للنموذج الرياضي، وأن تلك النسبة تقع ضمن المجال المسموح به.



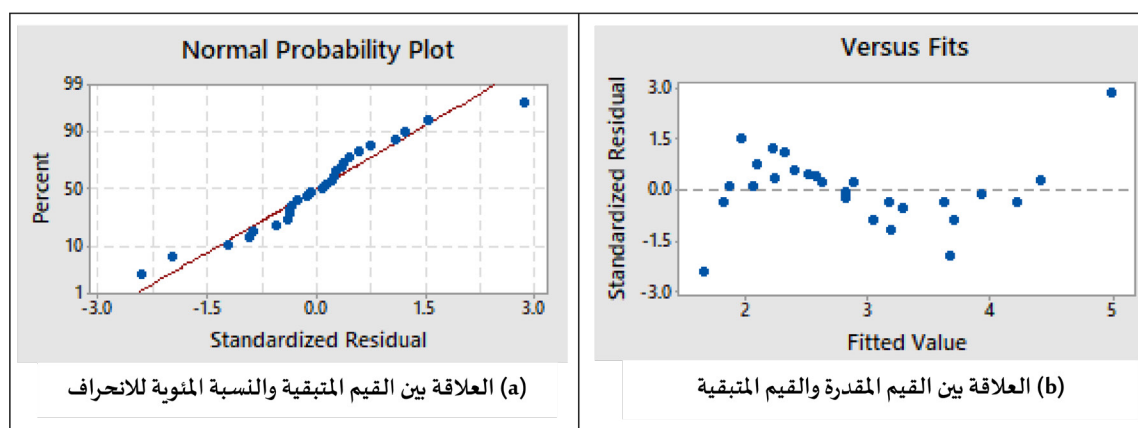
الشكل (14) القيم التجريبية والمحسوبة



الشكل (15) النسبة المئوية لخطأ حساب زمن التشغيل

تحليل القيم المتبقية:

يبين الشكل (16) القيم المتبقية Standardized Residual في النموذج الرياضي مقابل كل تجربة بترتيب المراقبة (Observation Order) والقيم المحسوبة للاستجابة (Fitted Value). حيث يشير (Versus Fits) إلى تجانس معظم القيم المحسوبة، وهذا أمر محبذ، فهو يدل على موثوقية عالية للنموذج الرياضي، بنفس الطريقة، وعند رسم علاقة القيم المتبقية مع النسبة المئوية (Percent)، يُلاحظ أن الشكل (Normal Probability Plot)، يدل على تجمع الأخطاء حول الخط أي التوزيع الطبيعي لقيم البواقي. يُلاحظ بأن أكثر من 90% من القيم المتبقية قريبة من خط الصفر، وهذا يعني انخفاض النسبة المئوية للانحراف عن القيمة الحقيقية.

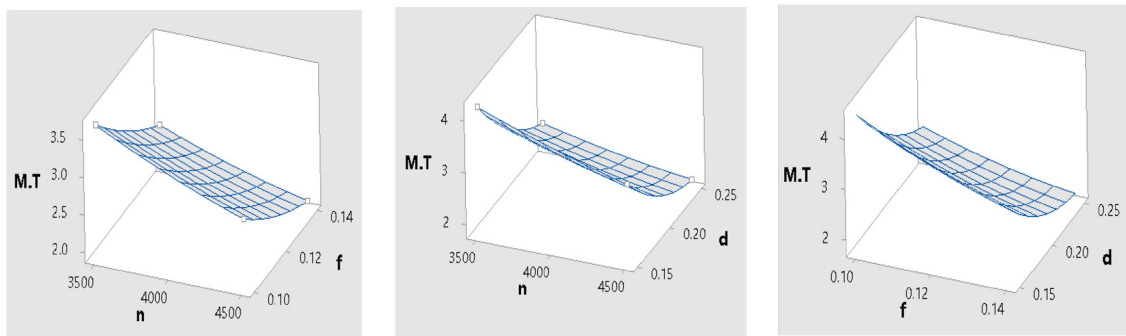


الشكل (16): القيم المتبقية في النموذج الرياضي المراقبة

العلاقة بين بارامترات التشغيل وزمن التشغيل:

توضح سطوح الاستجابة المرسومة في جمل إحداثيات ثلاثية الأبعاد في الشكل (17) العلاقة البينية بين زمن التشغيل و(d, N أو f, d أو n, f) من بارامترات التشغيل مع ثبات المتغير الثالث عند القيمة الوسطى. يبدو واضحاً أن العلاقة طردية بين بارامترات التشغيل، وأنها عكسية مع زمن التشغيل، أي أنه مع زيادة كل من

سرعة الدوران ومعدل التغذية وعمق القطع، ينخفض زمن التشغيل والعكس صحيح. حيث تشير المنحنيات في الشكل (a-16) إلى انخفاض زمن التشغيل بزيادة سرعة الدوران ومعدل التغذية وعمق القطع. يشير منحنى الشكل (b-17) أيضاً إلى انخفاض زمن التشغيل بزيادة سرعة الدوران وعمق القطع، وبين الشكل (c-17) أنه يمكن تخفيض زمن التشغيل بزيادة معدل التغذية وعمق القطع. يشير انحناء سطح الاستجابة إلى علاقة غير خطية بين بارامترات التشغيل زمن التشغيل.



(a) العلاقة بين سرعة الدوران ومعدل التغذية

(b) العلاقة بين سرعة الدوران وعمق

(c) العلاقة بين معدل التغذية وعمق

الشكل (17) العلاقة بين برمات التشغيل وزمن التشغيل (سطح الاستجابة)

(Hold Values: $n = 4000$, $f = 0.12$, $d = 0.2$)

النموذج الرياضي الأمثل لزمن التشغيل:

من أجل إيجاد النموذج الرياضي، تم إجراء مقارنة بين القيمة التجريبية لزمن التشغيل مع القيم المقدرة بوساطة النماذج الرياضية المستنبطة. يبين الشكل (12)، أن جميع النماذج تفي بالغرض، ويمكن بوساطتها تقدير زمن التشغيل بدقة عالية. يؤكد ذلك التطابق شبه التام بين النموذج الفعلي والنماذج الرياضية. من أجل الوصول إلى النموذج الأمثل، تم إجراء اختبار (F) وحساب معاملي الارتباط والارتباط المعدل، كما في الجدول (13) الذي يبين أن النموذج الكامل هو النموذج الأمثل مقارنة مع النماذج الأخرى، وذلك لعدة اعتبارات، منها أن النسبة المئوية في تقدير المتغير التابع في هذا النموذج أعلى من النماذج الأخرى (99.2862) وبالمقابل فإن متوسط نسبة الانحراف أصغر ما يمكن، وأن معاملي الارتباط (R) ومعاملي الارتباط المعدل (R^2) يبلغان أعلى قيمة مقارنة مع النماذج الأخرى.

الجدول (13) مقارنة النماذج الرياضية

	Prediction accuracy in percentage (%)	average percentage deviation (%)	F	R	R^2
Linear equation	94.6999	5.3001	156.819	0.95	0.94
Full model	99.2862	0.7138	1938	99.9	0.85

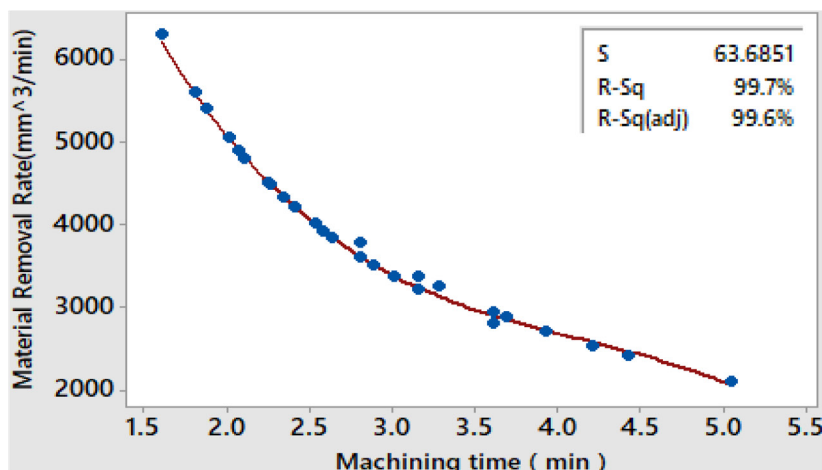
تحديد العلاقة بين زمن التشغيل ومعدل إزالة المعدن:

بعد استنباط النماذج الرياضية لحساب زمن التشغيل ومعدل إزالة المعدن، لابد من توضيح العلاقة بينهما كإجابة على السؤال البحثي الفرعي الثاني، والتي تأخذ الشكل التالي:

$$MRR = 14778 - 7805(m.t)^2 + 1761(m.t)^2 141.5(m.t)^3 \quad (11)$$

حيث أن: MRR : معدل إزالة المعدن، $m.t$: زمن التشغيل.

تبين العلاقة (11) والشكل (18) أن العلاقة بين زمن التشغيل ومعدل إزالة المعدن عكسية من الدرجة الثالثة، حيث ينخفض زمن التشغيل بزيادة معدل إزالة المعدن وبالعكس. أكدت ذلك نتائج التحليل الإحصائي، حيث أجري تحليل ANOVA، واستنتجت قيمة معامل الارتباط بين زمن التشغيل ومعدل إزالة المعدن التي بلغت (99.67%)، أما نسبة الخطأ في تقدير زمن التشغيل مقابل معدل إزالة المعدن في العلاقة (11) فكانت (1.35%)، وهي قيمة صغيرة جداً، ما يدل على دقة العلاقة بين المتغيرين.



الشكل (18) العلاقة بين زمن التشغيل ومعدل إزالة المعدن

تحقيق الأمثلية باستخدام RSM:

يسمح تحديد بارامترات التشغيل الأمثلية بالحصول على نتائج أفضل، تضمن الاستثمار الأمثل لموارد التصنيع بترشيد استهلاك العمر الفني للماكينات وأدوات القطع. من أجل تحديد هذه البارامترات التي تحقق أعلى قيمة لمعدل إزالة المعدن وأقل قيمة لزمن التشغيل، تم استخدام طريقة RSM، مع العلم أن استخدام طريقة تاكوشي لأمثلة بارامترات التشغيل ممكنة (Vishnu Vardhan et al., 2017) لكن تم استخدامها لتصميم مصفوفة التجارب فقط.

تم إيجاد بارامترات التشغيل الأمثلية باستخدام برنامج التحليل الإحصائي Mini Tab 18 الذي يشيع استخدامه في هذا النوع من الدراسات (Kala et al., n.d.) (Simone Senesathit & Tianjin University of

(Panshetty & Bute, n.d.) Technology and Education, 2019) ، وتظهر قيم الاستجابات التي تم استنتاجها بعد استنباط النموذج الرياضي في الجدول (14)، وقد تم اعتمادها كقيم مستهدفة لإيجاد البارامترات الأمثلية.

الجدول (14): مجالات قيم الاستجابة

Response	Goal	Lower	Target	Upper
MRR (mm^3/min)	Maximize	2100	6300	--
Time (min)	Minimize	--	1.60317	5.05

خلص هذا البحث الى أن بارامترات التشغيل الأمثلية التي تحقق أعلى معدل لإزالة المعدن وأخفض زمن تشغيل وتحقق الهدف هي: 4500 rpm لسرعة الدوران، و 0.14 mm/tooth لمعدل التغذية، و 0.25 mm لعمق القطع، كما يبين الجدول (15).

الجدول (15): برامترات التشغيل الأمثلية

الاستجابة	الهدف	الاستجابة المتوقعة	Optimum combination		
			سرعة الدوران (rpm)	معدل التغذية (mm/tooth)	العمق المحوري (mm)
MRR (mm^3/min)	Maximum	6280	4500	0.14	0.25
Time (min)	Minimum	1.6599			

الاستنتاجات

- 1- أثبت مسار التشغيل zig-zag أفضليته على المسارات الأخرى بتقليل زمن التشغيل، وهذا يتوافق مع نتائج الأبحاث السابقة.
- 2- العمق المحوري للتشغيل هو المؤثر الأقوى على معدل إزالة المعدن، ويسهم بنسبة 57.86% في تحديده، يليه معدل التغذية الذي يؤثر بنسبة 25.72%، أما سرعة الدوران فهي العامل الأقل تأثيراً بنسبة 14.47%.
- 3- العمق المحوري للتشغيل هو المؤثر الأقوى أيضاً على زمن التشغيل ويسهم بنسبة 61.22% في تحديده، يليه معدل التغذية الذي يؤثر بنسبة 21.9%، أما سرعة الدوران فهي العامل الأقل تأثيراً بنسبة 12.22%.
- 4- تعطي كل من النماذج الرياضية المستنبطة و ANOVA (وفق المكونات الرئيسية المقترحة من PCA) نتائج متقاربة لبارامترات التشغيل الأمثلية.

5- يرتبط زمن التشغيل مع معدل إزالة المعدن بعلاقة عكسية من الدرجة الثالثة، تم استنتاج معادلتها من أجل بارامترات وقيود المسألة المدروسة.

6- تسمح النماذج الرياضية المستنبطة بتقدير زمن التشغيل ومعدل إزالة معدن الفولاذ AISI P20 واسع الانتشار بشكل فعال، ما يسمح برسم الخطط التكنولوجية التي تحقق الإنتاجية الأمثلية لورشات التصنيع.

7- تم تحديد قيم بارامترات التشغيل الأمثلية التي تحقق أعلى معدل لإزالة المعدن وأخفض زمن تشغيل، وهي: 4500 rpm لسرعة الدوران و 0.14 mm/tooth لمعدل التغذية و 0.25 mm لعمق القطع.

المصادر والمراجع

Li, L., Liu, F., Chen, B., & Li, C. B. (2015). Multi-objective optimization of cutting parameters in sculptured parts machining based on neural network. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 26(5), 891–898. <https://doi.org/10.1007/s10845-013-0809-z>

Ramesh, K. (n.d.). Optimization of Cutting Parameters for Minimizing Cycle Time in Machining Of SS 310 using Taguchi Methodology and Anova.

Soori, M., & Asmael, M. (2022). *A Review of the Recent Development in Machining Parameter Optimization*. 16(2)

Karkalos, N. E., Galanis, N. I., & Markopoulos, A. P. (2016). Surface roughness prediction for the milling of Ti–6Al–4V ELI alloy with the use of statistical and soft computing techniques. *Measurement*, 90, 25–35. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2016.04.039>

Wijanarka, B. S., Sutopo, S., Widarto, W., Nuchron, N., Sitorus, T. P. W., & Pranyoto, A. Y. (2020). Optimization of pocket cycle machining process in computer numerically controlled milling machining. *Journal of Physics: Conference Series*, 1700(1), 012021. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1700/1/012021>

Kriswanto, ., Murdani, ., Suwanda, I., & Allam, T. S. (2018). Optimization of CNC Milling Machining Time through Variation of Machine Parameters and Toolpath Strategy in Various Cross-Sectional Shape on Tool Steels and Die Steels Materials: *Proceedings of the 7th Engineering International Conference on Education, Concept and Application on Green Technology*, 84–92. <https://doi.org/10.5220/0009006800840092>

- Vardhan, M. V., Sankaraiah, G., & Yohan, M. (2017). Optimization of process parameters in CNC milling for machining P20 steel using NSGA-II. *IOSR Journal of Mechanical and Civil Engineering*, 14(3), 57–63. <https://doi.org/10.9790/1684-1403055763>
- Li, L., Liu, F., Chen, B., & Li, C. B. (2015). Multi-objective optimization of cutting parameters in sculptured parts machining based on neural network. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 26(5), 891–898. <https://doi.org/10.1007/s10845-013-0809-z>
- Campatelli, G., Lorenzini, L., & Scippa, A. (2014). Optimization of process parameters using a Response Surface Method for minimizing power consumption in the milling of carbon steel. *Journal of Cleaner Production*, 66, 309–316. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2013.10.025>
- Zahoor, S., Abdul-Kader, W., Shehzad, A., & Habib, M. S. (2022). Milling of Inconel 718: An experimental and integrated modeling approach for surface roughness. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 120(3–4), 1609–1624. <https://doi.org/10.1007/s00170-021-086481>
- Hu, Y., Li, S., Deng, X., & Vadim, S. (2022). Correlation analysis of noise sound pressure and vibration in aluminum alloy milling. *Journal of Vibration and Control*, 28(3–4), 276–289. <https://doi.org/10.1177/1077546320975977>
- García-Plaza, E., Núñez, P. J., Salgado, D. R., Cambero, I., Olivenza, J. M. H., & Sanz-Calcedo, J. G. (2013). Surface Finish Monitoring in Taper Turning CNC Using Artificial Neural Network and Multiple Regression Methods. *Procedia Engineering*, 63, 599–607. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2013.08.245>
- K.L.College of Engineering, Vaddeswaram - 522502, Dept. of EEE, Andhra Pradesh, India, Reddy, B. S., Krishna, N. J., K.L.College of Engineering, Vaddeswaram - 522502, Dept. of EEE, Andhra Pradesh, India, Kumar, J. S., M.J College of Engineering and Technology, Hyderabad - 500034, Dept. of EEE, Andhra Pradesh, India, Kumar Reddy, K. V., & M.J College of Engineering and Technology, Hyderabad - 500034, Dept. of EEE, Andhra Pradesh, India. (2012). Prediction of Surface Roughness in End Milling Of P20 Mould Steel Using Artificial Neural Networks. *Journal of Engineering Science and Technology Review*, 5(1), 7–13. <https://doi.org/10.25103/jestr.051.02>
- Lin, Y.-C., Wu, K.-D., Shih, W.-C., Hsu, P.-K., & Hung, J.-P. (2020). Prediction of Surface Roughness Based on Cutting Parameters and Machining Vibration in End Milling Using Regression Method and



- Artificial Neural Network. *Applied Sciences*, 10(11), 3941.
<https://doi.org/10.3390/app10113941>
- Sidda Reddy, B., Suresh Kumar, J., & Vijaya Kumar Reddy, K. (1970). Optimization of surface roughness in CNC end milling using response surface methodology and genetic algorithm. *International Journal of Engineering, Science and Technology*, 3(8), 102–109. <https://doi.org/10.4314/ijest.v3i8.8>
- Rosalbino, F., Scavino, G., & Mortarino, G. (2012). Electrochemical corrosion behaviour of innovative mould steels in a chloride-containing environment: Electrochemical corrosion behaviour of innovative mould steels. *Materials and Corrosion*, 63(2), 105–110.
<https://doi.org/10.1002/maco.201005794>
- Arruda, E. M., Brandão, L. C., Ribeiro Filho, S. L. M., & de Oliveira, J. A. (2014). Integrated cutting optimization using mixture design to confirm the finishing of AISI P20 using different strategies and ball nose end mills. *Measurement*, 47, 54–63.
<https://doi.org/10.1016/j.measurement.2013.08.05>
- Kara, F. (2018). Optimization of surface roughness in finish milling of AISI P20+S plastic-mold steel. *Materiali in Tehnologije*, 52(2), 195–200. <https://doi.org/10.17222/mit.2017.088>
- Mia, M., Dey, P. R., Hossain, M. S., Arafat, M. T., Asaduzzaman, M., Shoriat Ullah, Md., & Tareq Zobaer, S. M. (2018). Taguchi S/N based optimization of machining parameters for surface roughness, tool wear and material removal rate in hard turning under MQL cutting condition. *Measurement*, 122, 380–391. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.02.016>
- Bagh, R., & Sahu, P. (2020). Review on Optimization of Cutting Tool and Cutting Parameters in CNC Turning of Aluminum Alloy 6063 through using the Taguchi method. 07(12).
- Gopalsamy, B. M., Mondal, B., & Ghosh, S. (2009). *Taguchi method and ANOVA: An approach for process parameters optimization of hard machining while machining hardened steel*. 68.
- Palaniappan, S. P., Muthukumar, K., Sabariraj, R. V., Dinesh Kumar, S., & Sathish, T. (2020). CNC turning process parameters optimization on Aluminium 6082 alloy by using Taguchi and ANOVA. *Materials Today: Proceedings*, 21, 1013–1021. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2019.10.053>
- Anggoro, P. W., Purharyono, Y., Anthony, A. A., Tauviqirrahman, M., Bayuseno, A. P., & Jamari. (2022). Optimisation of cutting parameters of new material orthotic insole using a Taguchi and response



- surface methodology approach. *Alexandria Engineering Journal*, 61(5), 3613–3632. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2021.08.083>
- Kramar, D., & Cica, Dj. (2021). Modeling and optimization of finish diamond turning of spherical surfaces based on response surface methodology and cuckoo search algorithm. *Advances in Production Engineering & Management*, 16(3), 326–334. <https://doi.org/10.14743/apem2021.3.403>
- Venkata Rao, K., & Murthy, P. B. G. S. N. (2018). Modeling and optimization of tool vibration and surface roughness in boring of steel using RSM, ANN and SVM. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 29(7), 1533–1543. <https://doi.org/10.1007/s10845-016-1197-y>
- Kamely, M. A., Kamil, S. M., & Chong, C. W. (2011). *Mathematical Modeling of Surface Roughness in Surface Grinding Operation*.
- Daniyan, I. A., Tlhabadira, I., Daramola, O. O., & Mporfu, K. (2019). Design and Optimization of Machining Parameters for Effective AISI P20 Removal Rate during Milling Operation. *Procedia CIRP*, 84, 861–867. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.04.301>
- Trimbakwade, M. N., & Shete, M. T. (n.d.). *Optimization of CNC Face Milling Process Parameters for Inconel 718 by Using Taguchi Method – A Review*. 04(04).
- Chaudhary, N. N., Vaghela, J. R., & Shah, D. R. (n.d.). *Effect of various process parameters on Surface roughness in CNC turning: A Review*. 1(10).
- Mohamad, H., & Zahid, M. N. O. (2019). Investigation of the correlation between radial depth of cut (RDOC) and axial depth of cut (ADOC) in NX-CAM system: Simulation Studies. *MATEC Web of Conferences*, 255, 02005. <https://doi.org/10.1051/mateconf/201925502005>
- Viswanathan, G., Praveen, R., Prabhu, L., & Prakash, S. (2021). Evaluating the machining parameters for milling P20 HH mould steel using a specific end mill. *Materials Today: Proceedings*, 46, 8248–8253. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.03.236>
- Kapil, S., Legesse, F., Negi, S., Karunakaran, K. P., & Bag, S. (2020). Hybrid layered manufacturing of a bimetallic injection mold of P20 tool steel and mild steel with conformal cooling channels. *Progress in Additive Manufacturing*, 5(2), 183–198. <https://doi.org/10.1007/s40964-020-00129-3>



- Kumar, M., & Singh, H. (2016). Optimization of Process Parameters in Wire Electrical Discharge Machining of Inconel X-750 for Dimensional Deviation Using Taguchi Technique. 10(6).
- Ramu, I., Srinivas, P., & Vekatesh, K. (2018). Taguchi based grey relational analysis for optimization of machining parameters of CNC turning steel 316. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 377, 012078. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/377/1/012078>
- Nalbant, M., Gökkaya, H., & Sur, G. (2007). Application of Taguchi method in the optimization of cutting parameters for surface roughness in turning. *Materials & Design*, 28(4), 1379–1385. <https://doi.org/10.1016/j.matdes.2006.01.008>
- Krishnaian, K., & Shahabudeen, P. (2012). *Applied design of experiments and taguchi methods*. PHI Learning Private Limited.
- Kriswanto, Sumbodo, W., Aryadi, W., & Jamari, J. (2021). Optimization of milling parameters to increase surface quality and machining time of the bohler m303 extra. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 700(1), 012009. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/700/1/012009>
- Sumbodo, W., Kriswanto, & Jamari, J. (2021). Simulation and Optimization of Machining Time During Milling AISI P20 Steel. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 700(1), 012002. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/700/1/012002>
- Sumbodo, W., Kriswanto, & Jamari, J. (2021). Simulation and Optimization of Machining Time During Milling AISI P20 Steel. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 700(1), 012002. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/700/1/012002>
- Isaac, E. (2018). *Test for Significance of Pearson's Correlation Coefficient (.)*.
- Okokpujie, I. P., & Okonkwo, U. C. (2015). Effects of cutting parameters on surface roughness
- Vardhan, M. V., Sankaraiah, G., & Yohan, M. (2018). Prediction of Surface roughness & Material Removal Rate for machining of P20 Steel in CNC milling using Artificial Neural Networks. *Materials Today: Proceedings*, 5(9), 18376–18382. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2018.06.177>
- Singh, G., Mangat, H. S., & Sodhi, H. S. (2014). Optimization of end milling process for d2 (die steel) by using response surface methodology. *Journal of production Engineering*, 17(2), 73-78.

- Vishnu Vardhan, M., Sankaraiah, G., Yohan, M., & Jeevan Rao, H. (2017). Optimization of Parameters in CNC milling of P20 steel using Response Surface methodology and Taguchi Method. *Materials Today: Proceedings*, 4(8), 9163–9169. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2017.07.273>
- Kala, G. K., Tech, M., & Raju, N. (n.d.). *Optimization of Machining Parameters for Milling of Nickel Alloy Inconel 718 Using Taguchi Method*.
- Simone Senesathit & Tianjin University of Technology and Education. (2019). Study and Investigate Effects of Cutting Surface in CNC Milling Process for Aluminum based on Taguchi Design Method. *International Journal of Engineering Research And*, V8(12), IJERTV8IS120186. <https://doi.org/10.17577/IJERTV8IS120186>
- Panshetty, S. S., & Bute, P. V. (n.d.). *Optimization of Process Parameters in Milling Operation by Taguchi's Technique using Regression Analysis*. 2(11).
- Nguyen, H.-T., & Hsu, Q.-C. (2017). *Study on Cutting Forces and Material Removal Rate in Hard Milling of SKD 61 Alloy Steel*.

Increasing Productivity of Computerized Numerical Control (CNC) Machines Using Response Surface Methodology And Artificial Neural Networks

Prof. Dr Miassar Alhasan

Faculty of Engineering

Sham University

miassar@protonmail.com

Ammar Oukda

Master student

Sham university

Ammar19885656@gmail.com

Abstract

In order to increase the productivity of Computer numerical control (CNC) machines, a four-axis machine widely used in the mechanical manufacturing workshops in northern Syria was chosen, and it was planned to conduct a set of experiments on the milling process and implement them on the most widely used steel in the region. The metal removal rate and the operating time (as two indicators of the productivity of the operation) were measured. In order to design the experiments, the Taguchi method was used in designing an orthogonal matrix with (27 lines) L 27 Taguchi and obtaining a data set that allows the use of the response surface methodology to derive mathematical models through which the measured output parameters can be estimated, and the optimal input (cut) parameters that adjust The machine has to achieve the highest possible increase in its productivity for the metal chosen for the workpiece, by increasing the metal removal rate, decreasing the operating time, and choosing the optimal path for the movement of the cutting tool. PCA was applied as a statistical technique to determine the principal components (independent operating parameters that do not correlate with each other) that should be included in an accurate mathematical model. Minitab_18 program was also used for the statistical treatment of the experimental data, and to deduce the weight of the effect of each of the cutting parameters on the metal removal rate and operating time. Comparison of the resulting regression models allowed choosing the optimal model that balances the accuracy and speed of the calculation with an error rate not exceeding (1%). The results of the research confirmed that mathematical models can be used effectively to calculate the machining time and metal removal rate of an AISIP20 steel workpiece and to determine the optimal cutting parameters. The results also showed an inverse relationship between the income parameters.

Keywords: CNC, Optimization, Material Removal Rate, Machining Time, Response Surface Methodology.