



جامعة دمشق
كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية
قسم التصميم الميكانيكي

استخدام الذكاء الصنعي لنمذجة العلاقة بين خشونة السطح ومتغيرات القطع بالخراطة

أطروحة أعدت لنيل درجة الماجستير في هندسة أتمتة الإنتاج

إعداد

المهندسة جمانة محمد هشام كركلي

المشرف المشارك	المشرف العلمي
الدكتور المهندس محمد فتحي غمه	الدكتور المهندس محمد ياسر الأيوبي

العام الدراسي

٢٠١٤-٢٠١٣

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

﴿وَأَقْلِمْ لَا يُعْلَمُونَ﴾ فِي سِرِّي بِاللَّهِ إِنَّمَا يَعْلَمُ
مَا سَرَّا بِهِ عَنْ أَذْرَافِهِ مَا يَعْلَمُ

﴿وَإِنَّ رَسُولَهُ وَالْمُؤْمِنُونَ﴾
أَسْرَدُوا مَا أَرَادُوا

التوبه: ١٠٥

صدق الله العظيم

كلمة شكر وتقدير

❖ أتوجه بخالص الشكر والتقدير إلى الأساتذة الكرام في كلية الهندسة

الميكانيكية والكهربائية وأخص بالذكر:

"أستاذ الفاضل الدكتور المهندس محمد فتحي غنمه"

الذي منحني جل اهتمامه ورعايته ولم يدخل جهدا في مديد العون والمساعدة

في إتمام هذا العمل وله مني كل الشكر والاحترام.

❖ كل الشكر للمهندس محمد مازن الحكيم لما قدمه من مساعدة وعون

في إنجاز الجزء العملي من هذه الرسالة.

❖ كل الشكر للدكتور نجيب الغفير من مركز البحوث العلمية لما قدمه من

من نصائح ومراجعة لإنجاز هذا البحث.

❖ وكل الشكر إلى من مد لي يد العون والمساعدة والنصيحة لإنجاز هذه

الرسالة من الأساتذة المحترمين أساتذة قسم هندسة التصميم الميكانيكي في

جامعة دمشق.

أهلاً

يا من أنار خطواتي وأرشدها...
يا من وفق أعمالني ويسرها...
يا من أعطاني وأعطاني وأعطاني...

الله عز وجل

إلى الأسوة الحسنة والرحمة المهدأة ومعلم البشرية...

محمد صلى الله عليه وسلم

إلى من غرس في نفسي الثقة والأمل...
إلى من كانت كلماته دافعاً للصبر والعمل...
إلى من كان لي وسيقى القدوة والمثل...

أبي

إلى النبع الذي لا بنصب عطاها ...
إلى بلسم الروح وشفاها ...
إلى من أبغى دوماً رضاها ...

أمي

إلى سكن الروح وتؤامها ...
إلى رفيق الحياة ومؤسسها ...
إلى من جدد أمنلي ...

زوجي

إلى من قضيت معهم زهرة العمر
وشاركتوني سهري وفرحي
إلى الدم الذي ينبض في عروقي

إخوتي

قرار لجنة الحكم

لجنة الحكم على رسالة الماجستير المشكلة بناء على قرار مجلس البحث العلمي والدراسات العليا رقم / / المتخد بالجلسة رقم / / تاريخ 2013 :

نحن أعضاء لجنة الحكم نشهد بأننا قد اطلعنا على رسالة الماجستير : "استخدام الذكاء الصنعي لنمذجة العلاقة بين خشونة السطح و متغيرات القطع بالخراطة" وقد جرت مناقشة الطالبة (جمانة محمد هشام كركلي) في محتوياتها وفيما له علاقة بها من قبل أعضاء لجنة الحكم ، وأجيزت بتاريخ: 2013.

أعضاء لجنة الحكم:

التوقيع	الصفة في اللجنة	الاسم	اللقب العلمي
	عضوأ	خليل عزيمه	الأستاذ الدكتور
	عضوأ ومشرفاً	محمد فتحي غنمه	الدكتور
	عضوأ	نجيب الغفير	الدكتور

و قد تم إجراء التعديلات المطلوبة، وأصبحت الرسالة صالحة لمنح رسالة الماجستير في هندسة أتمتة الإنتاج .

الفهرس

5.....	كلمة الشكر
7.....	الاهداء
9.....	قرار لجنة الحكم
11.....	الفهرس
15.....	الملخص
16.....	المقدمة

الفصل الأول : الدراسة المرجعية

21.....	1 دراسة مرجعية عن الخشونة السطحية
21.....	1.1 عمليات التشغيل
٢٥.....	1.1.1 الخراطة
٢٥.....	1.1.2 حركات القطع الرئيسية
٢٦.....	1.1.2.1 زوايا قلم القطع
٢٦.....	1.1.2.2 الخشونة السطحية
٢٧.....	1.1.3.1 مفهوم الخشونة
٢٨.....	1.1.3.2 تعريف الخشونة
٢٩.....	1.1.3.3 الطرق الحسابية لنقدير الخشونة
٢٩.....	1.1.3.3.1 المتوسط الحسابي للخشونة
٢٩.....	1.1.3.3.2 طريقة النقاط العشرة لتحديد الخشونة
٣٠.....	1.1.3.3.3 طريقة الارتفاع الاعظمي للخشونة
31.....	1.1.3.4 تقنيات قياس الخشونة السطحية
٣١.....	1.1.3.4.1 التقنية الإبرية – التمسية
٣٢.....	1.1.3.4.2 التقنية الضوئية – الالتماسية
٣٤.....	1.1.3.4.3 تقنية القياس ثلاثي البعد للسطح
٣٥.....	1.1.3.4.4 تقنية المحاجر
٣٥.....	1.1.3.4.4.1 المجهز النفقي (stm)
٣٧.....	1.1.3.4.4.2 مجهر القوة الذري (afm)
٣٩.....	1.2 العلاقة بين خشونة السطح و بارامترات القطع
٣٩.....	1.2.1 العوامل المؤثرة على الخشنونة السطحية
٤٠.....	1.2.2 دراسة بعض العوامل التي تؤثر في جودة السطح المشغل
٤٠.....	1.2.2.1 تأثير سرعة القطع في خشونة السطح المشغل
٤١.....	1.2.2.2 تأثير التغذية في خشونة السطح المشغل
٤٢.....	1.2.2.3 تأثير عمق القطع في خشونة السطح المشغل
٤٢.....	1.2.2.4 تأثير هندسة الحد القاطع في خشونة السطح المشغل
٤٣.....	1.3 الذكاء الصنعي و أدواته

٤٣	1.3.1 مقدمة.....
٤٣	1.3.1.1 الذكاء الإنساني.....
٤٤	1.3.1.2 الذكاء الاصطناعي.....
٤٤	1.3.2 هدف الذكاء الاصطناعي.....
٤٤	1.3.3 مجالات الذكاء الاصطناعي.....
٤٥	1.3.4 خصائص الذكاء الاصطناعي.....
٤٥	1.3.4.1 التمثيل الرمزي.....
٤٦	1.3.4.2 البحث التجريبي.....
٤٧	1.3.4.3 احتضان المعرفة و تمثيلها.....
٤٨	1.3.4.4 البيانات غير المؤكدة أو غير المكتملة.....
٤٨	1.3.4.5 القدرة على التعلم.....
٤٨	1.3.5 تقنيات الذكاء الصنعي.....
٤٩	1.3.5.1 المنطق الضبابي.....
٤٩	1.3.5.1.1 مقدمة.....
٤٩	1.3.5.1.2 المجموعة التقليدية والمجموعة الضبابية.....
٥١	1.3.5.2 الخوارزميات الحينية.....
٥١	1.3.5.2.1 مقدمة بيولوجية.....
٥٢	1.3.5.2.2 مفهوم الخوارزمية الحينية.....
٥٤	1.3.5.3 الشبكات العصبية الاصطناعية.....
٥٤	1.3.5.3.1 مقدمة.....
٥٥	1.3.5.3.2 تعريف الشبكة العصبية الصناعية.....
٥٦	1.3.5.3.3 مقارنة بين الخلية العصبية الحية والخلية العصبية الصناعية.....
٥٦	1.3.5.3.3.1 الأجزاء الرئيسية للخلية العصبية الطبيعية.....
٥٨	1.3.5.3.3.2 الأجزاء الرئيسية للخلية العصبية الصناعية.....
٥٩	1.3.5.3.4 أنواع التفعيل.....
٦٠	1.3.5.3.4.1 تابع العتبة أو تابع الخطوة الثنائي.....
٦٠	1.3.5.3.4.2 تابع التفعيل الخطي.....
٦١	1.3.5.3.4.3 التابع الثنائي.....
٦٣	1.3.5.3.5 مخطط الشبكات العصبية.....
٦٤	1.3.5.3.6 تصنيف الشبكات العصبية.....
٦٤	1.3.5.3.6.1 الشبكات العصبية وحيدة الطبقة.....
٦٥	1.3.5.3.6.2 الشبكات العصبية متعددة الطبقات.....
٦٥	1.3.5.3.6.3 الشبكة ذات التغذية الأمامية.....
٦٦	1.3.5.3.6.4 الشبكات ذات التغذية الخلفية.....
٦٧	1.3.5.3.7 تدريب الشبكة العصبية.....
٦٨	1.3.5.3.7.1 التدريب المراقب.....
٦٨	1.3.5.3.7.2 التدريب غير المراقب.....
٦٨	1.3.5.3.8 خوارزميات تعليم الشبكة.....
٧٠	1.3.5.3.8.1 مرحلة الانتشار الأمامي.....

٧١	1.3.5.3.8.2 مرحلة الانتشار العكسي.
٧٥	1.3.5.3.9 أنواع الشبكات العصبية الصناعية
٧٧	1.3.5.3.10 تطبيقات الشبكات العصبية
٧٧	1.3.5.3.10.1 تحقيق الشروط المقيدة
٧٥	1.3.5.3.10.2 الذواكر القابلة للعنونة بالمحلى
٧٥	1.3.5.3.10.3 معالجة الإشارة
٧٥	1.3.5.3.10.4 ضغط المعطيات
٧٩	1.3.5.3.10.5 التشخيص
٧٩	1.3.5.3.10.6 التحكم
٨٠	1.3.5.3.10.7 التنبؤ
٨١	1.3.5.3.10.8 دمج معطيات عدة حساسات
٨٢	1.3.5.3.10.9 الاستمثال
٨٢	1.3.5.3.10.10 تعرف الأشكال
٨٤	1.4 الطرائق المستخدمة لنموذج العلاقة بين الخصوبة وبارامترات القطع
٨٥	1.4.1 الدراسات التجريبية
٨٧	1.4.2 النموذج
٨٧	1.4.2.1 النموذج المحضر
٩٠	1.4.2.2 النهج القائم على الإشارات
٩٠	1.4.2.2.1 الرؤية الصناعية
٩٢	1.4.2.2.2 الإشارات الصوتية وفوق الصوتية
٩٦	1.4.2.2.3 الاهتزازات
٩٩	1.4.2.3 النهج القائم على الذكاء الصناعي

الفصل الثاني: الجزء العملي

١٠٥	2.1 تجهيز مجموعة من العينات ذات متغيرات قطع مختلفة وتشغيلها على المخرطة
١٠٥	2.1.1 بارامترات القطع المستخدمة
١٠٨	2.1.2 أداة القطع المستخدمة
١٠٩	2.1.3 العينات وإجراء الخراطة
١١٢	2.1.4 برامج التشغيل
١١٤	2.2 قياس خصوبة السطح للعينات المشغلة
١١٩	2.3 نموذج العلاقة بين خصوبة السطح ومتغيرات القطع باستخدام الشبكات العصبية
١١٩	2.3.1 إنشاء الشبكة العصبية
١٢١	2.3.2 شرح عن عمل الشبكة العصبية
١٢٤	2.4 تقييم النموذج المستخرج للتأكد من صحته
١٢٤	2.4.1 تقييم الشبكة العصبية المدربة
١٢٦	2.4.2 اختبار الشبكة العصبية المدربة
١٢٨	2.5 العلاقة بين الخصوبة السطحية ومتغيرات القطع الثالث
١٢٨	2.5.1 العلاقة بين الخصوبة السطحية ومعدل التغذية
١٢٩	2.5.2 العلاقة بين الخصوبة السطحية وسرعة الدوران

١٣٢.....	العلاقة بين الخشونة السطحية وعمق القطع.....	2.5.3
١٣٥.....	مقارنة النموذج المستخرج مع العلاقات النظرية.....	2.6
١٣٥.....	مقارنة النموذج المستخرج مع العلاقات النظرية حسابياً.....	2.6.1
١٣٦.....	مقارنة منحنيات النموذج المستخرج مع نظائرها المستخلصة من العلاقات النظرية.....	2.6.2
١٤١.....	استثمار النموذج.....	2.7

الفصل الثالث: النتائج والتوصيات

١٤٧.....	النتائج	النتائج
١٤٨.....	التوصيات	التوصيات
١٥٠.....	الملحق A	الملحق A
١٥٣.....	المراجع العربية	المراجع العربية
١٥٥.....	English References	English References
١٥٨.....	abstract	abstract

الملخص:

وجهت المنافسة الاقتصادية العالمية اهتمام المنتجين إلى التصنيع المرن المؤتمت وذلك لزيادة الانتاجية والجودة بآن واحد، وتعد الخشونة السطحية للقطع المشغلة من أهم الخواص المميزة لجودة المنتج وفي أغلب الأحيان تعد مطلب تقني، مما خلق الحاجة إلى إيجاد حلول لتحقيق جودة السطح المطلوبة عن طريق التنبؤ والتوقع لخشونة السطح قبل التشغيل.

ويتضمن هذا البحث قسمين نظري وعملي، يحتوي القسم النظري على كافة الأسس والنظريات التي تم اعتمادها في تنفيذ القسم العملي كما يتضمن دراسة حول طرق التنبؤ بالخشونة السطحية للوصول إلى الجودة المطلوبة ومزايا وعيوب كل طريقة .

أما في القسم العملي فلما باستخدام الذكاء الصناعي للتنبؤ بالخشونة عن طريق بناء شبكة عصبية بالاعتماد على بارمترات القطع من سرعة دوران ومعدل تغذية وعمق قطع، واستخدمنا لذلك بيانات تجريبية حصلنا عليها من خراطة عينات مختلفة للبارامترات، في النهاية حصلنا على نموذج شبكة عصبية صناعية قادرة على التنبؤ بقيمة الخشونة السطحية بتكلفة قليلة وبسرعة وقبل عملية التشغيل وبدقة أعلى مما تعطيه العلاقات النظرية.

المقدمة:

تعتبر عمليات تشغيل المعادن من العمليات الهامة في الإنتاج الصناعي الحديث، وتشهد تطوراً كبيراً بسبب اقتصاديتها وإنجذبها وجودة منتجاتها، وإن تشغيل المعادن ضروري للوصول لدقة أبعاد عالية ونعومة أسطح كبيرة لأغلب القطع المعدنية، فالسباكه الرملية والحدادة في القوالب لا توفر دقة أبعاد عالية ولا نعومة أسطح كبيرة ولا يمكن الحصول على ثقب صغير قطره ولذا تم اللجوء لعمليات التشغيل لتحقيق ذلك.

إن الهدف الأساسي في الصناعة الحديثة هو التصنيع بأخفض كلفة ممكنة مع الحصول على أفضل جودة المنتج وذلك في مدة زمنية قصيرة قدر الإمكان، لذا فإن الهدف من عملية التشغيل ليس الحصول على الشكل النهائي والأبعاد الصحيحة وإنما أيضاً تحقيق الجودة المطلوبة.^[1]

ويعد الإنهاء السطحي عامل مهم في تقييم جودة المنتجات وغالباً ما تستخدم الخشونة السطحية كمؤشر لتحديد الإنهاء السطحي في عملية القطع، كما أن الخشونة السطحية متطلب تقني في كثير من الأحيان.

وتتأثر خشونة السطح بشكل كبير ببارامترات القطع، لذا توجه اهتمام الكثير من الباحثين لإيجاد آليات تتضمن الوصول إلى الجودة المطلوبة باستخدام بارامترات قطع مناسبة.

وأختلفت طرق التنبؤ فكان لكل منها ميزات ومساوئ فمنها ما اعتمد على النمذجة المحضة ومنها ما اعتمد على نمذجة الإشارات ومنها ما اعتمد على الذكاء الصنعي ، ونظرًا لما تتمتع به طرق الذكاء الصنعي من ميزات في بناء نماذج للتنبؤ بالخشونة السطحية من سهولة وبساطة وعدم الاعتماد على العلاقات الرياضية المعقدة والاقتصادية قمنا باستخدام إحدى أدوات الذكاء الصنعي وهي الشبكة العصبية الصناعية لنجد العلاقة بين الخشونة السطحية ومتغيرات القطع وبذلك حصلنا على نموذج قادر على التنبؤ بالخشونة السطحية تبعاً لبارامترات القطع المطلوبة وبدقة عالية مقارنة مع الطرق الأخرى.

يحتوي الفصل الأول من هذا البحث على الدراسات المرجعية والتي تتضمن دراسة مرجعية للخشونة السطحية من مفهوم وطرق تقدير وتقنيات قياس، ودراسة مرجعية حول العلاقة بين خشونة السطح وبارامترات القطع، أيضاً يحوي على دراسة مرجعية عن الذكاء الصنعي من مفهوم وخصائص وأدوات وركزنا اهتمامنا على إحدى هذه الأدوات وهي الشبكات العصبية فقمنا بدراسة

مرجعية حول مكوناتها وتوابعها وخوارزمياتها وأنواعها ومن ثم دراسة مرجعية حول الطرق المستخدمة لنمذجة العلاقة من الخشونة السطحية ومتغيرات القطع.

أما الفصل الثاني فهو يتضمن شرح عن الجزء العملي الذي تم اجراؤه وقد اتبعنا فيه عدة خطوات فبدأنا بتجهيز مجموعة من العينات ذات متغيرات قطع مختلفة وقمنا بتشغيلها على مخرطة CNC وذلك بكتابة برامج التشغيل بلغة G-code، بعد ذلك قمنا بقياس الخشونة السطحية لهذه العينات المشغلة عن طريق جهاز فياس الخشونة، ومن ثم قمنا باستخدام شبكة عصبية لنمذجة العلاقة بين الخشونة السطحية ومتغيرات القطع حيث تم إنشاء هذه الشبكة عن طريق برنامج Matlab وتم تدريب واختبار كفاءة الشبكة باستخدام البيانات التجريبية الناتجة عن العينات السابقة.

وفي الفصل الثالث تم استخلاص النتائج ورسم العلاقات بين الخشونة ومتغيرات القطع وتم مقارنة النموذج المستخرج مع العلاقات النظرية حسابياً وبياناً وفي النهاية تم عرض النتائج والتوصيات.

الفصل الأول

الدراسة المرجعية

تتضمن الدراسات المرجعية ما يلي:

- ١- دراسة مرجعية عن الخشونة السطحية.
- ٢- دراسة مرجعية حول العلاقة ما بين خشونة السطح و بارامترات القطع.
- ٣- دراسة مرجعية عن الذكاء الصنعي و أدواته.
- ٤- دراسة مرجعية حول استخدام الذكاء الصنعي لنموذج العلاقة ما بين خشونة السطح و بارامترات القطع.

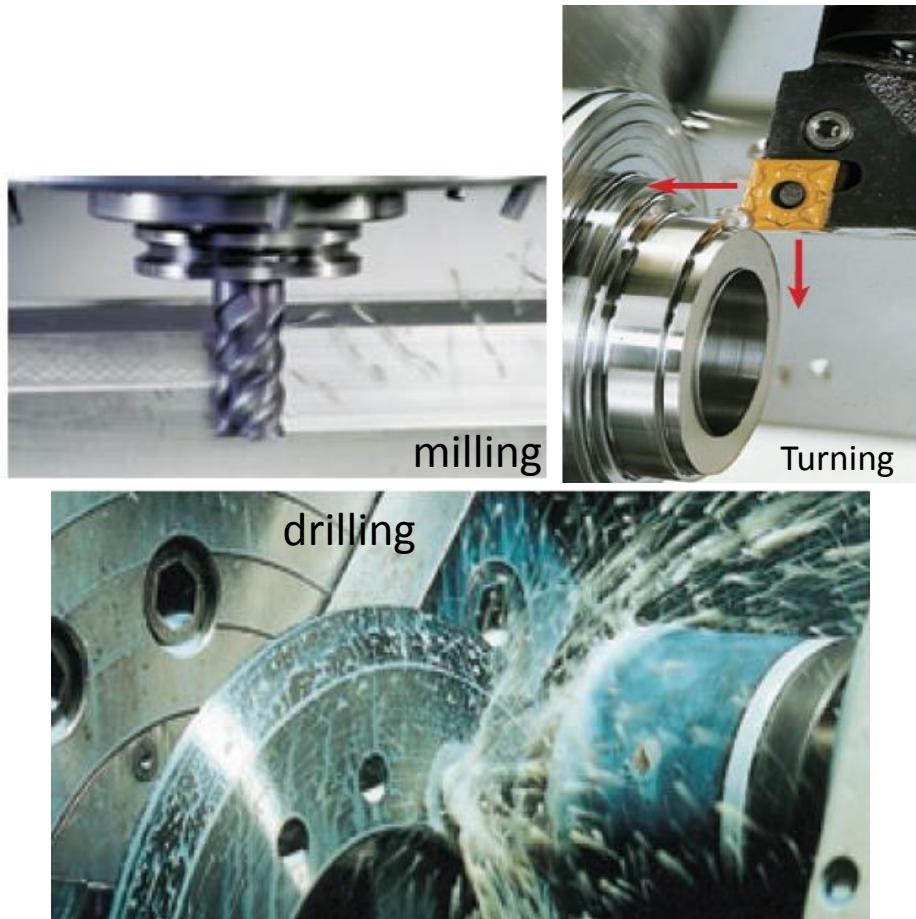
١.١ الخشونة السطحية:

سنتحدث عن عمليات التشغيل والخشونة السطحية كمفهوم وتعريف وطرق الحساب والقياس.

١.١.١ عمليات التشغيل:

يطلق على تشغيل المعادن في بعض الأحيان "التشطيب الميكانيكي" لأن طرقه من خراطة وتفريز وتقب وکشط وتجليخ تستخدم غالباً للتشطيب بمعنى إكمال العمل المطلوب والذي بدأته طرائق التشكيل الأولى وهي السباكة والحدادة. [١]

ويتم تشغيل المعادن عموماً بطرائق متعددة منها الخراطة، التفريز، القشط، التجليخ، التقب .(1-1)...



الشكل (1-1) بعض عمليات تشغيل المعادن

وعندما يقوم المهندس بعملية تصنيع ما تواجهه مشكلتين رئيسيتين:

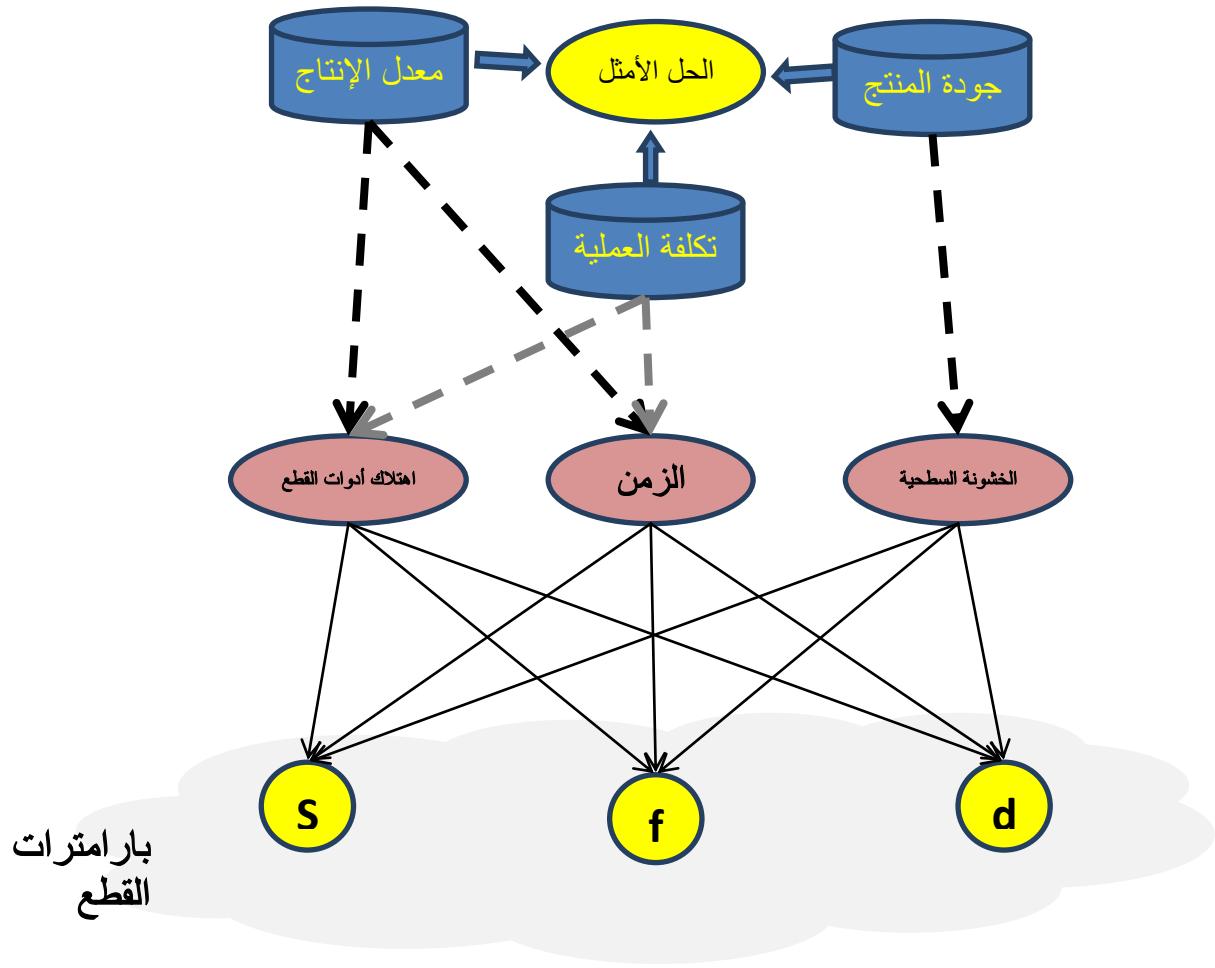
الأولى: هي تحديد بارامترات عملية القطع والتي تؤثر بشكل مباشر على جودة المنتج.

والثانية: هي السعي إلى زيادة إنتاجية نظام التصنيع باستخدام الموارد المتاحة.

فيقوم المهندس بصنع القرار النهائي، وذلك بالاستناد إلى التجربة والخبرة والظواهر التي قد تحدث أثناء العملية .

وتدعى هذه العملية بالأمثلة كما في الشكل (1-2)، أي الاختيار الأمثل لبارامترات التصنيع والتي تحقق بالنتيجة الأهداف المرجوة، وهذه الأهداف على الأغلب متعارضة ولا يمكن المفاضلة بينها ، فعلى سبيل المثال في عملية الخراطة هناك الكثير من الأهداف التي يجب أخذها بعين الاعتبار ، فمثلا نريد تقليل كلفة العملية وزيادة معدل الإنتاج وبنفس الوقت نريد الحفاظ على جودة القطعة الناتجة ، فإذا قمنا بزيادة معدل التغذية مثلا فهذا يؤدي إلى نمو معدل الإنتاج إلا أنه يزيد الكلفة بسبب زيادة معدل اهتراء الأداة كما أن الجودة تنخفض بسبب تسامي الخشونة السطحية .

كما يجب أن يتم اختيار بارامترات القطع بشكل جيد بحيث يتم استخدام الآلة بأقصى حد ممكن مع الحفاظ على عمر أداة القطع لأطول مدة ممكنة ، وهذا الهدفان متعارضان ، فمثلا إذا قمنا بتخفيض بارامترات القطع الثلاث من سرعة القطع ومعدل التغذية وعمق القطع فإن اهتراء الأداة ينخفض ولكن كلفة العمل ترتفع .



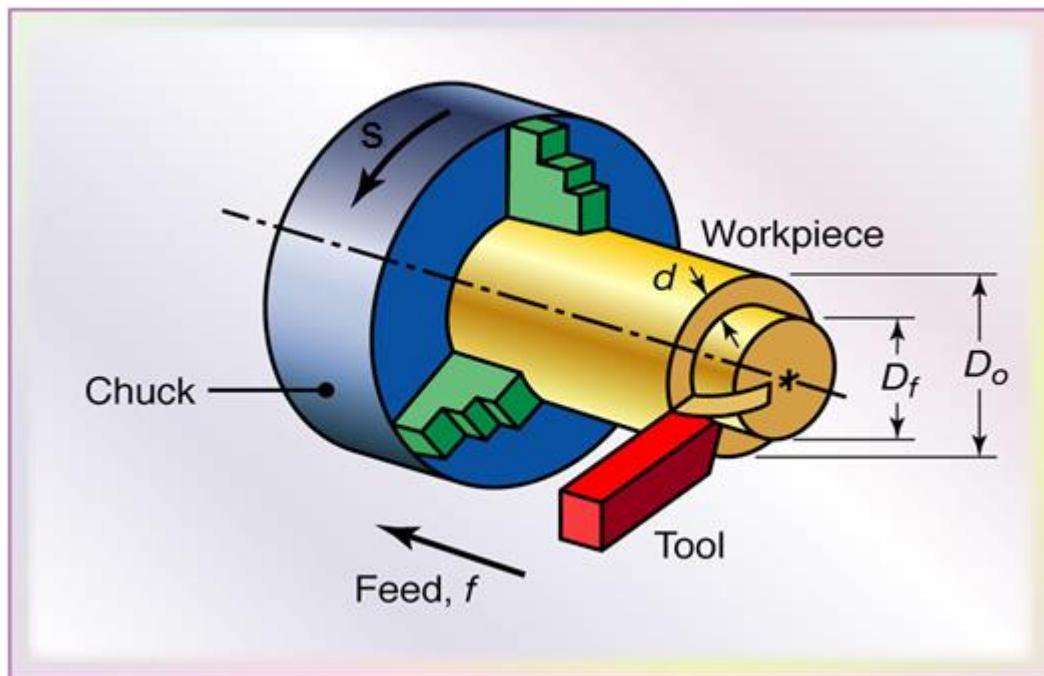
الشكل (2-1) مخطط يظهر عملية الأمثلة

وبالتالي فليس الهدف من التصنيع أن ننتج قدر المستطاع في أقصر وقت ممكن، ولكن الهدف دائماً من الأمثلة هو الوصول إلى بارامترات قطع (سرعة الدوران ومعدل التغذية وعمق القطع) والتي تؤدي إلى التوازن بين هذه الأهداف المتعارضة (معدل الإنتاج ، التكلفة ، جودة الإنتاج) [11].

١.١.٢ الخراطة:

تعتبر الخراطة إحدى عمليات تشغيل المعادن الأكثر استخداماً، و ينحصر استخدامها في تشغيل لقطع الدورانية .

وفي عملية الخراطة الشكل (1-3) تدور المشغولة منفذة سرعة القطع الضرورية S ، بينما يتم ضبط الأداة يتم على عمق قطع معين d و تتحرك موازية لمحور المشغولة بسرعة التغذية الضرورية f . [1]



الشكل (1-3) بارامترات القطع في عملية الخراطة

١.١.٢.١ حركات القطع الرئيسية:

يوجد حركتين أساسيتين في المخرطة وهما :

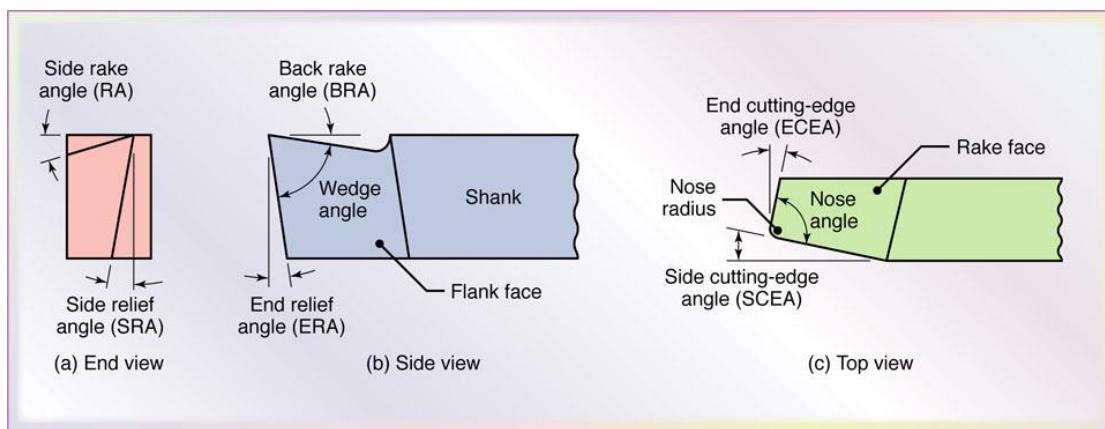
١- حركة القطع: وهي حركة أداة القطع بالنسبة للمشغولة أو حركة المشغولة بالنسبة لأداة القطع وفي المخرطة فإن دوران المشغولة هو حركة القطع الرئيسية.

٢- حركة التغذية: وهي مقدار تقدم قلم القطع في الاتجاهين الطولي أو العرضي حسب نوع الخراطة خلال الدورة الواحدة.

١.٢.٢ زوايا قلم القطع :

حتى يقوم قلم القطع بوظيفته يجب أن يكون هناك زوايا تساعد على القطع وإخراج الرأيش وتقاوم الاحتكاك الشكل (٤-١)، وأهم هذه الزوايا زاوية الجرف (جاما)، زاوية الخلوص (الف)، زاوية القطع (دلتا)، زاوية الاقتراب الأفقية

الرئيسية والمساعدة.[8]



الشكل (٤-١) زوايا قلم القطع

1.1.3 الخشونة السطحية : Surface Roughness

يعد الإنهاء السطحي عامل مهم في تقييم جودة المنتجات وغالباً ما تستخدم الخشونة السطحية كمؤشر لتحديد الإنهاء السطحي في عملية القطع، كما أن الخشونة السطحية متطلب تقني في كثير من الأحيان.

1.1.3.1 مفهوم الخشونة:

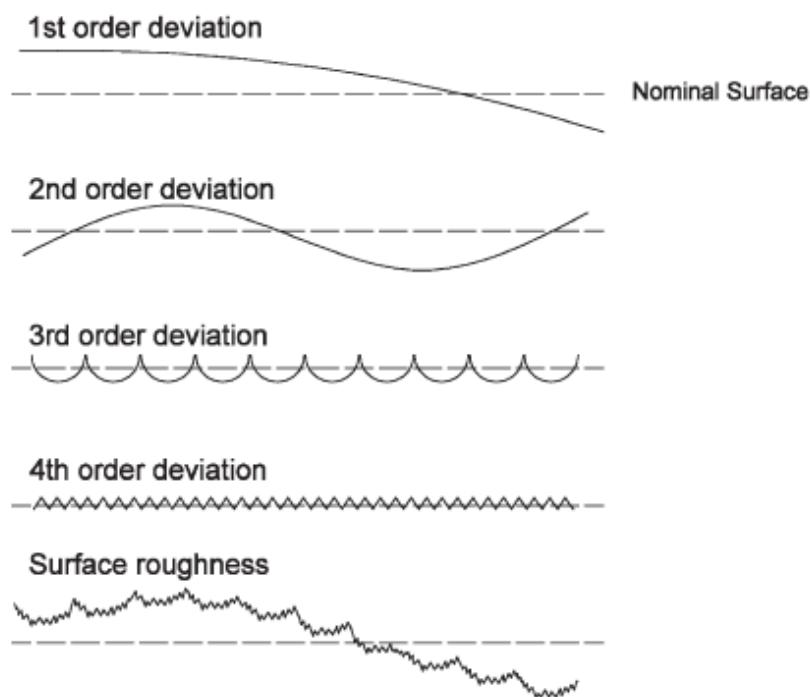
إن الخشونة السطحية تشير إلى الإنحراف عن السطح الاسمي ويحدث هذا الإنحراف على أشكال مختلفة:

- ١- الإنحراف في السطح أو الاستدارة أو ظهور التموج وهذا يعود إلى أخطاء في الآلة، تشوّهات في قطعة العمل، الإعدادات الخاطئة، التثبيت، الاهتزاز، عدم تجانس في مادة القطعة المشغولة.
- ٢- انحرافات تظهر على شكل أحاديد دورية، شقوق، وهذا يعود إلى شكل حافة أداة القطع وإلى الشروط المطبقة عليها، تشكل الرايش، وحركة العملية.
- ٣- انحرافات ناتجة عن التركيب البنوي لقطعة العمل، فالطبقة السطحية الرقيقة لعناصر الآلات تتمتع بخواص ميكانيكية وفيزيائية وكيميائية تختلف عن الخواص التي تتتصف بها الطبقات الداخلية من المعدن، وهذا الاختلاف ناتج عن البنية

الذرية للمعدن المشغل، التأثيرات الميكانيكية والحرارية والفيزيو-كيميائية في سطح المعدن المشغل عند التشغيل الخشن والإنهائي .

وكل هذه الانحرافات السابقة هي التي تشكل بروفيل السطح كما في الشكل (5-)

[12].(1)



الشكل (5-1) الانحرافات التي تشكل بروفيل السطح

1.1.3.2 تعريف الخشونة:

تعرف الخشونة بأنها عدم الانتظام أو الانحراف عن الشكل الهندسي المثالي للسطح المصنعة كما تعرف بأنها الانحرافات الرأسية والأفقية والتي تكون مدمجة ضمن الانحناءات العامة للسطح.

ويمكن أن يطلق على الخشونة السطحية مصطلحات أخرى مثل: عدم

الاستواء، عدم الانتظام، خشونة القوام.[13]

1.1.3.3 الطرق الحسابية لتقدير الخشونة:

تعد الخشونة كمثلاً من الخواص السطحية (التساويف) وهي تقدر بالمقاييس المختلفة ونذكر

منها:

Arithmetical mean 1.1.3.3.1 المتوسط الحسابي للخشونة

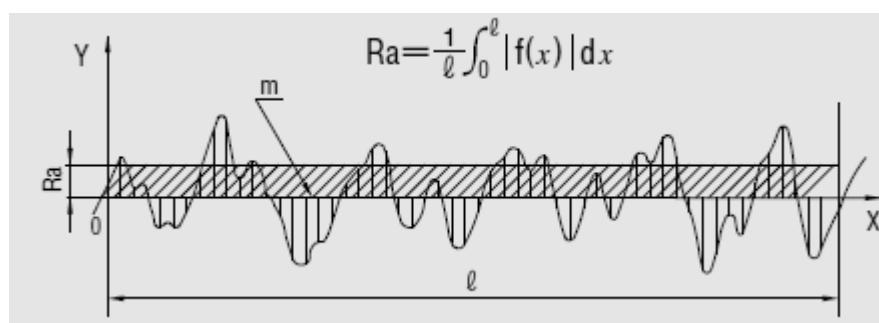
:roughness(Ra)

يتم في هذه الطريقة اختيار عينة من السطح المدروس بطول كافٍ مقداره

(l) يحوي كمية مناسبة من التعرجات ثم رسم الخط المتوسط بحيث تكون مساحة

النطءات فوق هذا الخط وأسفله متساوية ثم نحدد قيمة (Ra) كما في الشكل-6)

[12].1)



الشكل (6-1) المتوسط الحسابي للخشونة

1.1.3.3.2 طريقة النقاط العشرة لتحديد الخشونة Ten-point mean

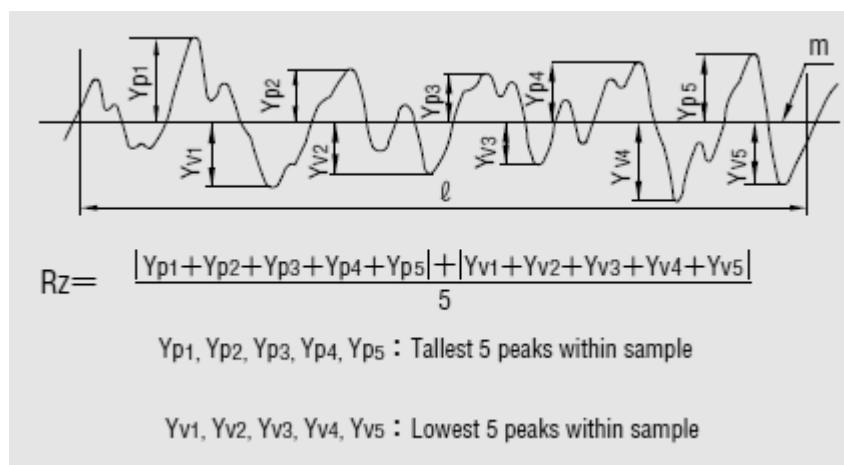
: (Rz) roughness

يتم في هذه الطريقة اختيار عينة من السطح المدروس بطول كاف مقداره

(ا) يحوي كمية مناسبة من التعرجات ثم رسم الخط المتوسط ، بعدها يتم تحديد

أعلى خمس قمم و أخفض خمس انخفاضات عن الخط المتوسط ويتم حساب

[12].(7-1). (Rz) الشكل



الشكل(7-1) طريقة النقاط العشرة لتحديد الخشونة

1.1.3.3.3 طريقة الارتفاع الاعظمي للخشونة Maximum peak(Rm)

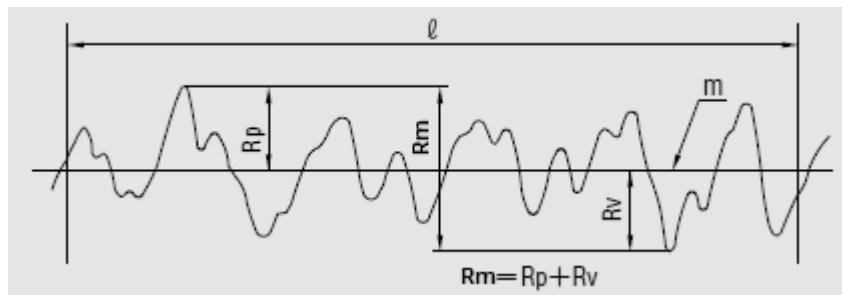
يتم في هذه الطريقة اختيار عينة من السطح المدروس بطول كاف مقداره

(ا) يحوي كمية مناسبة من التعرجات ثم رسم الخط المتوسط ثم تفاصيل قيم

الارتفاعات و الانخفاضات في الخشونة عن الخط المتوسط على المحور و تكون

Rm مساوية لمجموع طولي أعلى ارتفاع و أخفض انخفاض عن الخط المتوسط

[12].(8-1) الشكل



الشكل(8-1) طريقة الارتفاع الاعظمي للخشونة

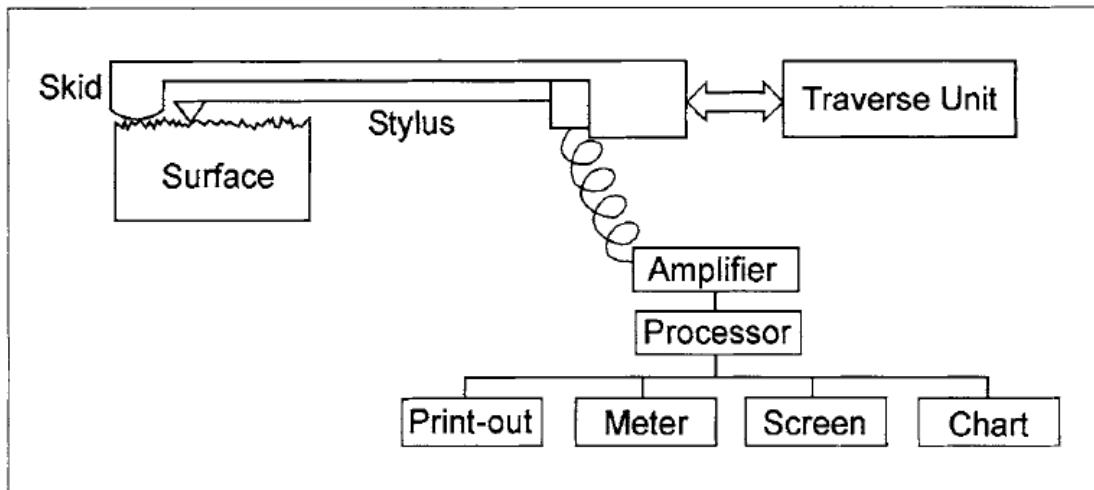
1.1.3.4 تقنيات قياس الخشونة السطحية:

هناك العديد من التقنيات لقياس الخشونة السطحية وفيما يلي نورد أكثر الطرق شيوعاً.

1.1.3.4.1 التقنية الإبرية - التماسية:

تعتمد هذه التقنية على إمرار محس على السطح المراد قياس خشونته، ويلتقط هذا المحس الارتفاعات المختلفة ومن ثم يجعلها كعلاقة تابعة للمسافة.

في البداية استخدمت هذه الإبر مع نظام العتلات وذلك لتكبير الإزاحة العمودية للإبرة ومن ثم تم تسجيل المقطع الجانبي للسطح على صحيفة من الزجاج المدخن، الشكل التخطيطي لهذه الآلة مبين(1-9).



الشكل (9-1) شكل تخطيطي لآلية قياس الخشونة بواسطة التقنية الإبرية

ومن ثم تطورت هذه الآلات واستخدمت محول للطاقة، حيث تحول الإزاحة العمودية للإبرة إلى إشارة كهربائية ومن ثم تعالج هذه الإشارة بواسطة جهاز الكتروني يقوم بحساب بارامترات الخشونة المطلوبة.

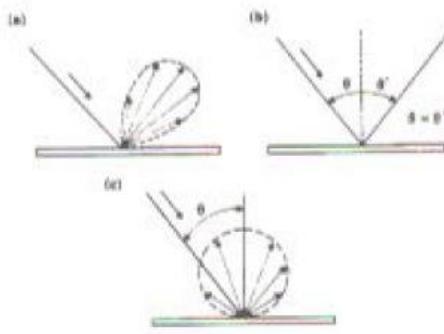
وتستخدم بلورة من البايرزو الكتريك كمحول وذلك في الآلات الأقل كلفة، كما يمكن استخدام محولات أخرى مثل ملف متحرك، محول سعوي ...

إن الآلات الإبرية السابقة تعطي بعض الأخطاء وذلك بسبب عدة عوامل، منها حجم الإبر، قوة تحميلها، سرعة القياس، الإمالة الجانبية.[15]

1.1.3.4.2 التقنية الضوئية — اللاتمسية:

إن الشعاع الالكتروني ينعكس عن السطح بثلاث طرق مختلفة إما بشكل منظاري أو بشكل مستفيض أو كلاهما وذلك تبعاً للخشونة السطحية الشكل (10-)

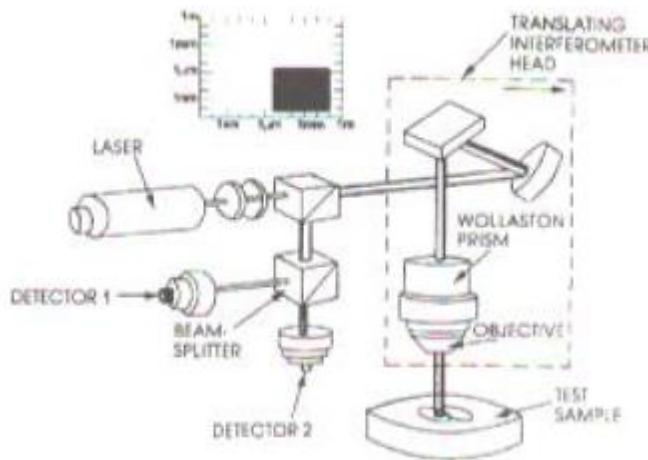
). وبهذا فإن شبكة الانعكاس المنظاري والمستقيض يمكن أن تستخدم لتحديد خشونة السطح.



الشكل (10-1) طرق انعكاس الأشعة عن السطح

كما يمكن استخدام تفاعل الضوء المستقطب مع السطح لتقدير قيمة الخشونة السطحية، حيث يركز شعاع من الليزر بواسطة ترتيب معين بين المرايا قبل أن يصل إلى النموذج ومن ثم يمرر هذا الشعاع إلى موشور يقوم باستقطاب هذا الشعاع إلى مكونين متبعدين ويتم تركيز الشعاع على السطح ومن ثم ينعكس مرة أخرى إلى الموشور، أخيراً توجه الأشعة المنعكسة إلى مقسم أشعة والذي يقوم بإرسال كل شعاع إلى كاشف مختلف، اختلاف حالة الأشعة المستقطبة تعود إلى اختلاف الارتفاع في السطح المقاس وبالتالي يؤدي إلى اختلاف الفولتية المقاسة، ويبين الشكل (11-1) (هذا الجهاز.[13]

[13] هذا الجهاز.



الشكل (11-1) جهاز قياس الخشونة باستخدام التقنية الضوئية

1.1.3.4.3 تقنية القياس ثلاثي البعد للسطح:

إن المقاييس الثنائية تعطي الخشونة على خط فقط وهي لا تمثل السطح فعلياً، بينما يؤدي التمثيل الثلاثي البعد إلى الحصول على رؤية واضحة للسطح إلا أن هذه العملية تأخذ وقتاً طويلاً، فمثلاً يأخذ السطح ساعة لتمثيله بشكل ثلاثي أبعاد بينما يأخذ دقة واحدة لتمثيله على شكل ثنائي البعد.

للقىاس بهذه الطريقة يتم ربط وحدة قياس ثنائية البعد مع مقسم (محرك خطوي)، حيث يقوم المقسم بتحريك المقياس على الاتجاه y خطوة واحدة ومن ثم يتم قياس السطح على الاتجاه $-z$ بواسطة مقياس D_2 ثم يقود إبرة القياس إلى وضعها الأولى مرة أخرى ومن ثم يقوم المحرك بتحريك الجهاز خطوة أخرى بالاتجاه y ومن ثم تعاد الكرة هكذا حتى ينتهي القياس.

من فوائد هذا النظام هو النمذجة الثلاثية الأبعاد والقدرة على رؤية النقاط المهمة

مثل العيوب إلا أن المعدات مرتفعة التكلفة وتأخذ وقتاً طويلاً للقياس.[13]

1.1.3.4.4 المجهز النفقي (stm) :

إن الطرق السابقة محدودة ولا يمكنها دراسة الميزات السطحية الأصغر، وهنا

يظهر المجهر كبديل لهذه الطرق، وهذه المجاهير أنواع نذكر منها:

1.1.3.4.4.1 المجهز النفقي (stm) :

وهو مجهر يختلف عن باقي المجاهير لأنه لا يستخدم عدسات، ضوء خاص،

مصدر الكتروني، وبدلاً من ذلك يستخدم الألكترونات المترابطة المتبقية على

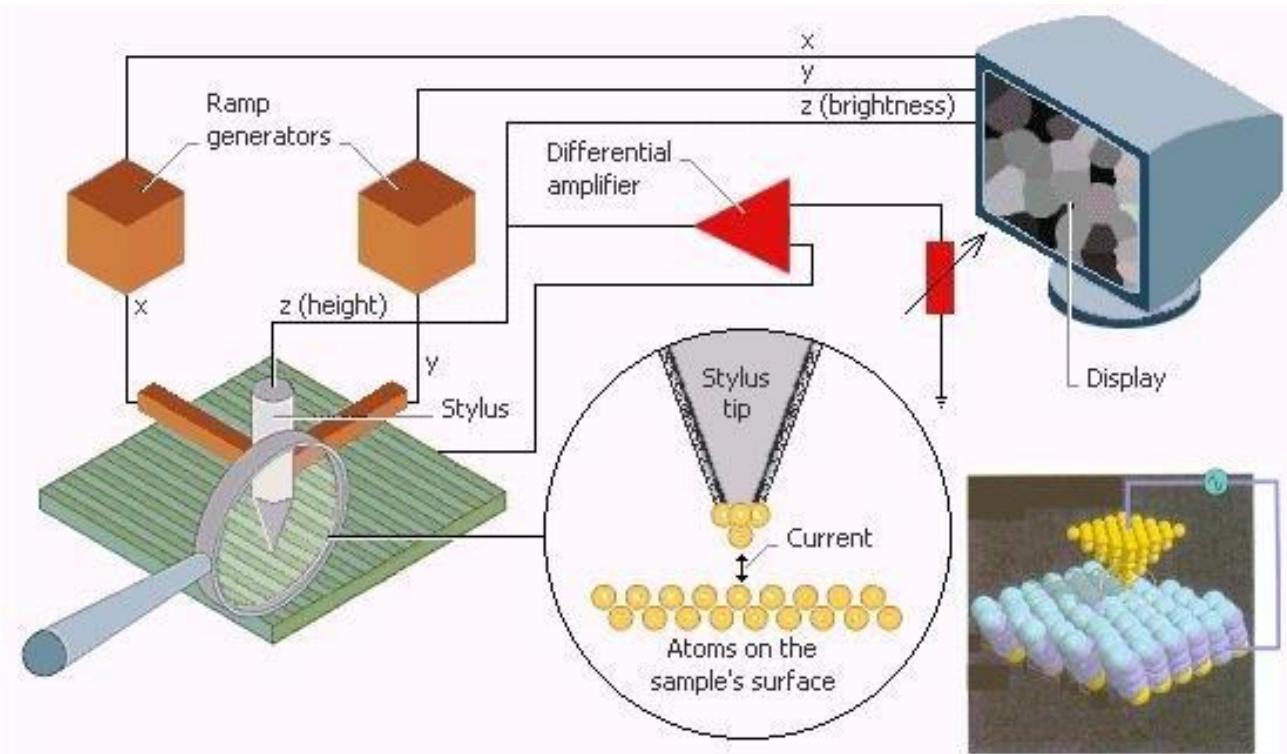
النموذج كمصدر للإشعاع شكل (12-1)، حيث يتم تقريب الرأس (المجس) من

سطح العينة إلى مسافة صغيرة جداً من رتبة أنسستروم فتمر الألكترونات من

رأس المجس إلى العينة مسببة لتيار محدد يعتمد مقداره على المسافة بين السطح

والمجس وبتمرير المجس على سطح العينة نحصل على صورة فوتوغرافية لهذا

السطح.



الشكل (12-1) المجهر النفقي

يمكن لهذا المجهر أن يعمل بنمطين مختلفين: نمط الارتفاع الثابت أو نمط التيار الثابت.

في نمط الارتفاع الثابت، يحرك الرأس فقط في الاتجاهين ($y-x$) وتسجل تغيرات

التيار مع موضع المسح وفي النهاية يتم إنشاء المخطط النهائي للسطح.

أما نمط التيار الثابت، فنحافظ على نفس التيار ولكن مع تعديل ارتفاع رأس

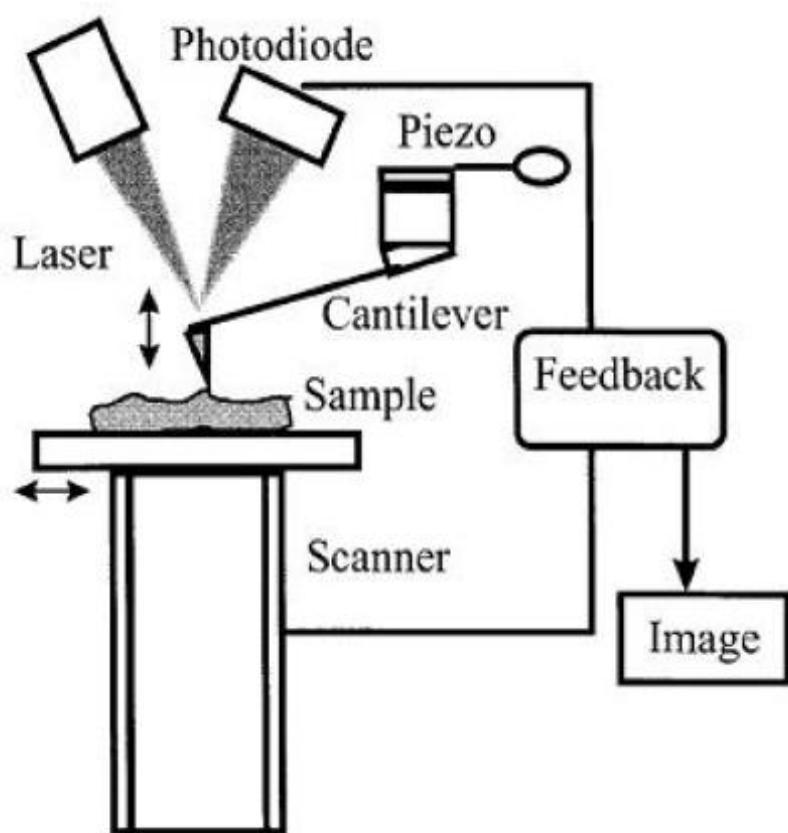
المجس وذلك باستخدام فولت راجع وحالما ينتهي المجس من مسح المستوى xy

ينشأ لدينا سطح ثلاثي البعد.

إن رأس المجرس هام جداً غالباً ما يصنع من التنجستن أو البلاتين والإيريدويوم (ir – pt) أو من الذهب au ويجب أن يخضع الرأس لعملية شحذ مثل قلم الرصاص.[13]

1.1.3.4.4.2 مجهر القوة الذري (afm) :

يستخدم هذا المجهر محس كابولي، حيث تكون نهاية المجرس حرة ومستندة على سطح النموذج شكل (13-1)، تتحرك طاولة المسح مع النموذج بالاتجاه xy ، بينما يتحسس رأس الكابول البروفيل فيتحرك للأعلى أو للأسفل تبعاً لشكل السطح، يتم جمع المعلومات عن طريق ليزر وحساسات كهرومغناطيسية أو عن طريق حساسات كهروضاغطية، ففي الحساسات الكهروضاغطية تقوم هذه الحساسات بقياس القوة الناتجة عن طريق تغيير زاوية الجانز الكابولي ويتحول هذه القوة إلى فولت والذي يرسل إلى محول، أما الحساسات الكهروضاغطية فإن تغيير انعكاس الليزر عن الجانز الكابولي بتغيير زاوية الجانز يتم تحويله إلى فولت. [13]

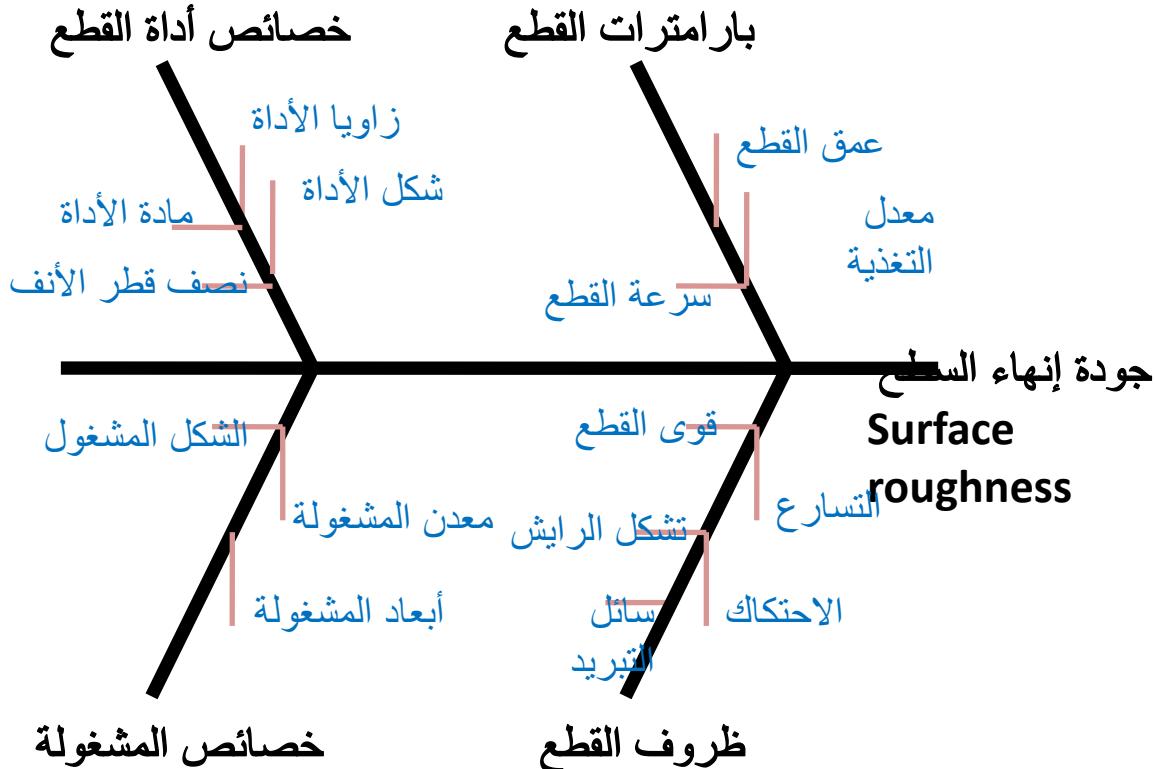


الشكل (13-1) مجهر القوة الذري

1.2 العلاقة بين خشونة السطح و بارامترات القطع:

1.2.1 العوامل المؤثرة على الخشونة السطحية:

إن الوصول إلى قيمة الخشونة السطحية المطلوبة أمر صعب لا يمكن أن نتحكم به بدقة كما نتحكم بالشكل الصحيح والأبعاد الدقيقة، وذلك لأن الخشونة تتأثر بالكثير من العوامل وهي بaramترات القطع، خصائص أداة القطع، خصائص المشغولة، ظروف القطع وهذه العوامل مبينة في المخطط السمكي الشكل (14-1).[14]



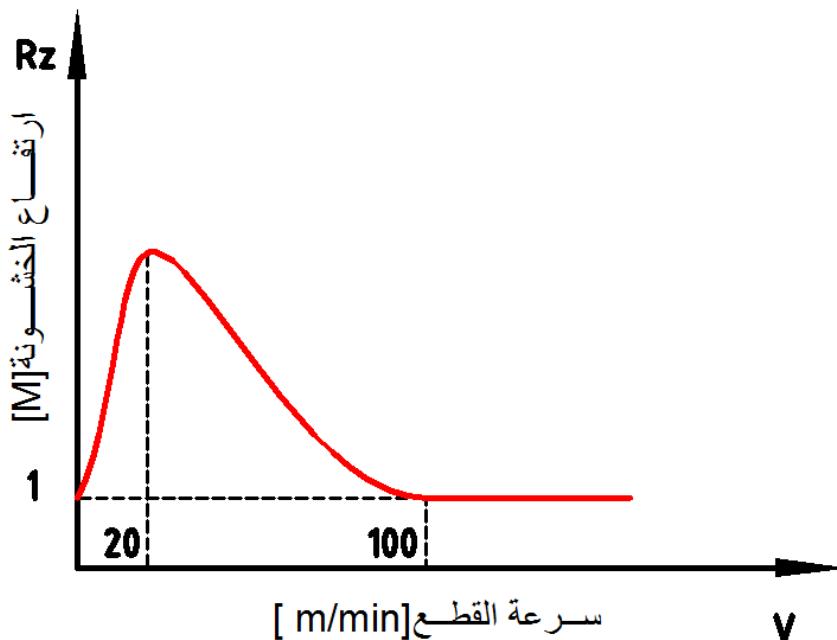
الشكل (14-1) العوامل المؤثرة على الخشونة السطحية

1.2.2 دراسة بعض العوامل التي تؤثر في جودة السطح المشغل:

كما ذكرنا أن هناك الكثير من العوامل التي تؤثر على الخشونة السطحية الناتجة عن عمليات التشغيل، لذلك سندرس أهم هذه العوامل والتي لها التأثير الأكبر على الخشونة وهي بار امترات القطع .

1.2.2.1 تأثير سرعة القطع في خشونة السطح المشغل :

يبين الشكل(15-1) تأثير سرعة القطع في خشونة السطح المشغل عند تشغيل قطعة من الفولاذ، نلاحظ من الشكل ارتفاع قيمة الخشونة كلما ازدادت سرعة القطع حتى السرعة 20m/min أما بعد هذه القيمة تبدأ الخشونة بالانخفاض حتى يصل إلى سرعة 100m/min وبعدها تثبت قيمة الخشونة.



الشكل (15-1) تأثير سرعة القطع في خشونة السطح المشغل

يعود هذا الارتفاع في الخشونة نتيجة تأثير الحد المترافق عند السرعات التي أقل من 70mm/min وبعدها يختفي ظهور هذا الحد كما أن الدوران يصبح أكثر استقراراً ويقلل الاهتزاز.[8]

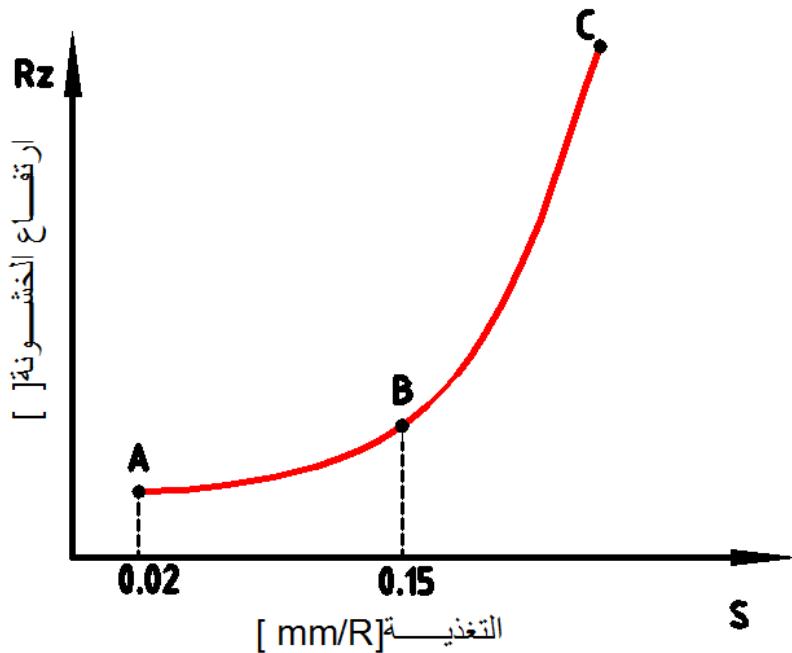
1.2.2.1 تأثير التغذية في خشونة السطح المشغل :

يبين الشكل(1-16) تأثير التغذية في خشونة السطح المشغل وذلك عند تشغيل قطعة من الفولاذ، وكما هو واضح من الشكل فإن التغذية تترك أثراً كبيراً في مقدار خشونة السطح المشغل .

عندما يكون مقدار التغذية قليلاً في حدود $0.02-0.15\text{mm}/\text{R}$ فإن ازدياد التغذية يؤدي إلى إرتفاع طفيف بارتفاع الخشونة (الخط AB) وهذه التغذية تناسب عمليات الانهاء .

وعندما تكون التغذية أقل من $0.02\text{mm}/\text{R}$ فإنها تترك أثراً كبيراً في مقدار الخشونة لأن عملية تشكيل الرايش تكون سيئة .

وعندما تزيد التغذية عن $0.15\text{mm}/\text{R}$ فإن الخشونة سوف ترتفع كثيراً ويتعلق هذا الأمر بالعوامل الفيزيائية التي يرافقها التشوه المرن واللدن للطبقة السطحية وبعوامل هندسة الحد القاطع .[8]



الشكل (16-1) تأثير التغذية في خشونة السطح المشغل

1.2.2.3 تأثير عمق القطع في خشونة السطح المشغل :

إن عمق القطع لا يترك أثراً كبيراً في خشونة السطح المشغل .

1.2.2.4 تأثير هندسة الحد القاطع في خشونة السطح المشغل:

تؤثر زوايا قلم القطع بشكل فعال في الخشونة السطحية ، فكلما ازدادت زاوية الجرف تحسنت ظروف القطع وقل الاحتكاك بين السطح الامامي لقلم القطع وبين الرياش وهذا يؤثر بشكل ايجابي في نوعية السطح المشغل ، وبالعكس إذا نقصت قيمة الزاوية فإن السطح المشغل يكون خشنًا نسبياً . أما تأثير زاوية الخلوص فهو أقل من تأثير زاوية الجرف ويكون التأثير الأعظمي لهذه الزاوية عندما تكون صغيرة أي بحدود $4 - 1.1^{\circ}$. أما زاوية الاقتراب الافقية فقد أكدت التجارب على أن خشونة السطح سوف تزداد مع ازدياد

قيمة هذه الزاوية . [8]

1.3 الذكاء الصنعي و أدواته:

سنتحدث في البداية عن مفهوم الذكاء الصنعي و مجالات استخدامه و خصائصه ، ثم سنتطرق إلى أهم أدوات الذكاء الصنعي وهي المنطق الضبابي والخوارزميات الجينية والشبكات العصبية، وسنتحدث بشكل مفصل عن الشبكات العصبية لأنها المستخدمة في دراستنا الحالية حيث سنذكر مفهومها وتصنيفاتها وأنواع توابع التفعيل والخوارزميات، كما سنذكر أهم الأنواع وتطبيقات الشبكات العصبية.

1.3.1 مقدمة:

إن الذكاء الاصطناعي أحدث ما ابتكر العقل البشري في العقود الخمس الأخيرة من القرن العشرين، فقبل وجود الكمبيوتر أو حتى الالكترونيات والكهرباء حاول الإنسان إيجاد بعض الأشياء لها بعض صفاته، وعلى سبيل المثال في القرون الوسطى يذكر إن البابا سلفيستر الثاني صنع آلة قادرة على النطق بعدد معين من الكلمات والإجابة على بعض الأسئلة بنعم أو لا.

أما العرب فقد عملوا بـ "آلات الحيل" أي الآلات ذاتيه الحركة من القرن التاسع للميلاد وكانت أبرزها الآلات الموسيقية والساعات والنواير.[5]

1.3.1 الذكاء الإنساني:

هو جميع العمليات الذهنية من نبوغ وابتكار وتحكم في الحركة والحواس والعواطف.

أما في نطاق دراسة علم الذكاء الاصطناعي فيمكن تعريفه على أنه قدره الإنسان على تطوير الأشياء وتحليل خواصها والخروج باستنتاجات. أي تطوير نموذج ذهني لمجال من مجالات الحياة وتحديد عناصره واستخلاص العلاقات الموجودة بينها ومن ثم استحداث ردود الفعل التي تتناسب مع هذا المجال .

من أهم فوائد هذا النموذج الذهني الذي يستحدثه الإنسان لاشعوريا أنه يساعد على حصر الحقائق ذات العلاقة بالموضوع في مجال البحث وتبسيط الخطوات المعقّدة التي تتميز بها الصورة الحقيقة.[5]

1.3.2 الذكاء الاصطناعي :

هو أحد علوم الحاسوب الآلي الحديثة التي تبحث عن أساليب متقدمة للقيام بأعمال واستنتاجات تشبه ولو في حدود ضيقه تلك الأسباب التي تنسب لذكاء الإنسان.[5]

1.3.2 هدف الذكاء الاصطناعي:

يهدف الذكاء الاصطناعي إلى قيام الحاسوب بمحاكاة عمليات الذكاء التي تم داخل العقل البشري، بحيث تصبح لدى الحاسوب المقدرة على حل المشكلات واتخاذ القرارات بأسلوب منطقي ومرتب وبنفس طرقه تفكير العقل البشري .[5].

3.3.1 مجالات الذكاء الاصطناعي:

اتجهت أبحاث الذكاء الاصطناعي إلى بناء برامج في مجالات متعددة و من هذه

المجالات:

1 إثبات النظريات آلياً .Automated Theorem Proving

2 الأنظمة الخبرية . Expert Systems

3 علم الروبوتات (الأتمتة) .Robotics

4 فهم اللغات الطبيعية . Natural Languages Understanding

5 التعلم والتعليم باستخدام الحاسوب .Computer Asisted Learning& Education

6 تمثيل المعارف آلياً .Automated Knowledge Representation

7 الوسائط المتعددة [6].Multimedia

و قد كانت إحدى المشاكل الكبرى التي تواجه بناء هذه البرامج إلى وقت قريب هي درجة التعقيد العالية و حاجتها إلى سعة تخزينية كبيرة، كما أن هذه البرامج

كانت تتولى معالجة مشاكل معقدة ومبهمة ما زالت قيد البحث والتطوير. ولذلك

فقد تميزت برامج الذكاء الاصطناعي بالميزات والخصائص التالية :

1.3.4.1 خصائص الذكاء الاصطناعي:

1.3.4.1.1 التمثيل الرمزي : Symbolic Representation

إن السمة الأولى لبرامج الذكاء الاصطناعي هي أنها تستخدم أساساً رموزاً غير

رقمية وهي في هذا شكل نقضاً صارخاً لفكرة السائد أن الحاسب لا يستطيع أن

يتناول سوى الأرقام، فعلى المستوى القاعدي يتكون الحاسب من نباتات ثنائية binary

و لا يمكن لهذه النباتات أن تتخذ إلا أحد وضعين اتفق على أن يرمز لهما devices

بواحد أو صفر وقد أدى اختيار هذين الرمزين الرقميين إلى انتشار الفكرة القائلة إن

الحاسب لا يستطيع أن يفهم سوى نعم أو لا .

إلا أن هذه البرامج تتعامل مع رموز تعبّر عن المعلومات المتوفرة مثل: الجو

اليوم حار، و السيارة خالية من الوقود، و احمد في صحة جيدة، و الطعام له

رائحة زكية و هو تمثيل يقترب من شكل تمثيل الإنسان لمعلوماته في حياته

اليومية [4].

1.3.4.2 البحث التجاري:

تتجه برامج الذكاء الاصطناعي إلى حل مشاكل لا يمكن إيجاد حلولها تبعاً لخطوات منطقية محددة . إذ يتبع فيها أسلوب البحث التجريبي كما هو حال الطبيب الذي يقوم بتشخيص المرض للمريض، فأمام هذا الطبيب عدد من الاحتمالات قبل التوصل إلى التشخيص الدقيق، ولن يتمكن بمجرد رؤيته للمريض وسماع آهاته من الوصول إلى الحل، وينطبق الحال على لاعب الشطرنج فان حساب الخطوة التالية يتم بعد احتمالات وافتراضات متعددة ، وهذا الأسلوب من البحث التجريبي يحتاج إلى ضرورة توافر سعة تخزين كبيرة في الحاسوب ، كما تعتبر سرعة الحاسوب من العوامل الهامة لفرض الاحتمالات الكثيرة ودراستها [5].

1.3.4.3 احتضان المعرفة و تمثيلها:

كما ذكرنا أنه من الخصائص الهامة في برامج الذكاء الاصطناعي استخدام أسلوب التمثيل الرمزي في التعبير عن المعلومات، وإتباع طرق البحث التجريبي في إيجاد الحلول فان برامج الذكاء الاصطناعي يجب أن تمتلك في بنائها قاعدة كبيرة من المعرفة تحتوي على الربط بين الحالات والنتائج مثل :

* إذا كان مشغل الأقراص في جهاز الكمبيوتر لا يقرأ البيانات المسجلة على القرص .

* و القرص جيد .

* و حاكم تشغيل القرص سليم

* و الكابل بين مشغل القرص و الحاكم سليم .

* فان العطل يكون في مشغل الأقراص نفسه .

و مثال ذلك أيضا:

* إذا كان الجو غير صحو .

* و درجة الحرارة منخفضة .

* فيجب ارتداء المعطف .

و في هذه الأمثلة يتضح التمثيل الرمزي (الجو غير صحو)، واحتضان المعرفة

بمعرفة عطل مشغل الأقراص و بمعرفة وجوب ارتداء المعطف.[5]

1.3.4.4 البيانات غير المؤكدة أو غير المكتملة:

يجب على البرامج التي تصمم في مجال الذكاء الاصطناعي أن تتمكن من إعطاء

حلول إذا كانت البيانات غير مؤكدة أو غير مكتملة، وليس معنى ذلك أن تقوم

بإعطاء حلول مهما كانت الحلول خاطئة أم صحيحة، وإنما يجب لكي تقوم بأدائها

الجيد أن تكون قادرة على إعطاء الحلول المقبولة و إلا تصبح قاصرة. [4]

1.3.4.5 القدرة على التعلم:

تعتبر القدرة على التعلم إحدى مميزات السلوك الذكي و سواء أكان التعلم في البشر يتم عن طريق الملاحظة أو الاستفادة من أخطاء الماضي فان برامج الذكاء الاصطناعي يجب أن تعتمد على استراتيجيات لتعلم الآلة. [4]

5.3.1. تقنيات الذكاء الصنعي:

من أهم تقنيات الذكاء الصنعي:

- المنطق الضبابي Fuzzy logic

- الخوارزميات الجينية Genetic algorithms

- الشبكات العصبية Nural networks

1.3.5.1 المنطق الضبابي (Fuzzy Logic)

1.3.5.1.1 مقدمة

إن مصطلح المنطق الضبابي (fuzzy logic) تم وضعه في عام ١٩٦٥ من قبل البروفسور لطفي زاده و استخدم المصطلح لوصف المجاميع متعدد القيم. حيث ظهر مفهوم المنطق متعدد القيم في عام ١٩٢٠ في جامعه Heisenberg للتعامل مع ميكانيكا الكم، وطبق لطفي زاده منطق متعدد القيم ووضع مصطلح المجموع الضبابيه (fuzzy sets) وهي المجموعه التي عناصرها ترجع الى قيم مختلفة. ويعتبر تحول من المنطق الكلاسيكي الذي يعبر بالخطأ او الصواب و بالرقم واحد او صفر ليصبح المنطق الضبابي متعدد القيم بين صفر

إلى واحد ويعتبر انتقال من الرياضيات التقليدية والأرقام إلى الرياضيات الفلسفية واللغوية.

[5]

1.3.5.1.2 المجموعة التقليدية والمجموعة الضبابية (crisp sets and fuzzy sets)

في المجموعة التقليدية أو الكلاسيكية يمكن لعنصر X أن ينتمي إلى مجموعة A أو أنه لا ينتمي لها بتاتاً، ويعبر عن ذلك إما بالقيمة ١ أو ٠.

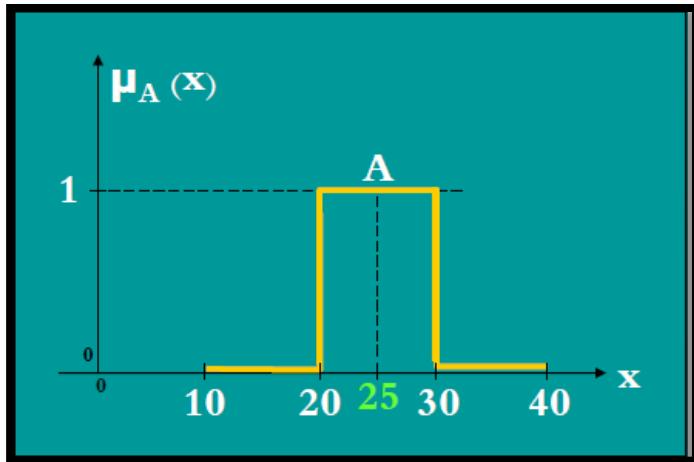
أما في المجموعة الضبابية يمكن لعنصر X أن يكون منتمي إلى حد معين للمجموعة A .

مثلاً لو كانت المجموعة A مجموعة درجات الحرارة المعتدلة ولنفترض أن درجة الحرارة المثالية ٢٥ مع قبول كل القيم بين ٢٠ و ٣٠ درجة على أنها تمثل قيمةً لدرجة حرارة طقس معتدل.

في هذه الحالة تكون المجموعة A بالمفهوم الكلاسيكي الشكل (17-1) ممثلة رياضياً

كالتالي:

$$A = \{ \text{درجات الحرارة مابين 20 و 30 درجة} \}$$



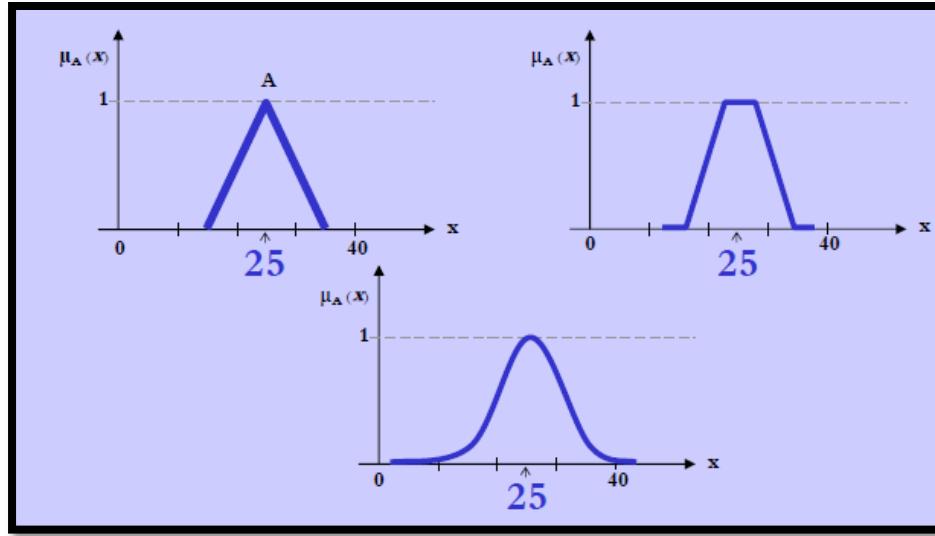
الشكل (17-1) تمثيل درجات الحرارة المعتدلة بالمنطق الكلاسيكي

تنتمي كل الدرجات ما بين ٢٠ و ٣٠ لهذه المجموعة كلياً وتسقصى كل القيم الأخرى بما فيها 19.9 درجة و 30.1 درجة والتي تعتبر حسب هذا المفهوم الكلاسيكي غير معتدلة.

أما بمفهوم منطق الغموض فالشكل (18-1) فيمكن تمثيل المجموعة A كالتالي:

(درجات حرارة الطقس المعتدلة) $A =$

نختار المجموعة الشاملة X لتشتم درجات الحرارة من ٠ إلى ٤، وبالتالي تكون درجة انتماء القيمة ٢٥ لهذه المجموعة ١ ونقل هذه الدرجة كلما ابتعدنا عن هذه القيمة، ويمكن تمثيل هذه المجموعة الغموضية بأكثر من طريقة:



الشكل (18-1) تمثيل درجات الحرارة المعتدلة بالمنطق الضبابي

فهنا تعتبر قيمة الحرارة ٢٠ أنها معتدلة بنسبة ٥٠٪

1.3.5.2 الخوارزميات الجينية (Genetics Algorithms)

1.3.5.2.1 مقدمة بيولوجية:

كل الكائنات الحية تتألف من خلايا، يوجد في كل خلية نفس مجموعة الكروموسومات . chromosomes

حيث أن الكروموسومات هي عبارة عن سلسل من الدي ان اي DNA ، وبإمكاننا القول بأن الكروموسومات هي بمثابة نموذج يمثل الكائن كله. إذ يتتألف كل كروموزوم من عدد من الجينات ، التي بدورها عبارة عن كتل من الدي ان اي DNA ، وكل جين gene

يرمز بروتين محدد ، اي بشكل اساسي بإمكاننا القول بأن كل جين يرمز صفة معينة في الكائن الحي ، على سبيل المثال لون العينين .

ولكل جين ضمن الكروموسوم موقعه الخاص يدعى هذا الموقع ب locus . وتدعى المجموعة الكاملة من المادة الجينية -اي كل الكروموسومات - بالجينوم genome . وتدعى مجموعة محددة من الجينات ضمن الجينوم بالجينوتايب genotype .

يتحول الجينوتايب في الكائن الحي - بعد التطورات التي تلي مرحلة الولادة - إلى الفينوتايب phenotype ، الذي يمثل بدوره خواص فизيائية مدركة في الكائن الحي ، مثل لون العينين ، الذكاء ، الخ... [5]

1.3.5.2.2 مفهوم الخوارزمية الجينية:

ظهرت فكرة الطرائق الذكية الحسابية computational intelligence methods مثل الحوسبة التطورية evolutionary computing ، التي زودت الحاسوب بإمكانية حل المسائل المعقدة دون الاعتماد على خبرة الإنسان، وإنما حاولت الاستفادة من آلية التطور (المطروحة في نظرية داروين) وتحويلها لنموذج حاسובי كإجرائية للأمثلة .

وتم طرح فكرة الخوارزميات الجينية -التي هي جزء من الحوسبة التطورية - بشكل رسمي في الولايات المتحدة عام ١٩٧٠ من قبل بروفيسور في علوم الحاسوب من جامعة ميشيغان يدعى جون هولاند John Holland ، وقد كان قد بدأ بالعمل عليها منذ بدايات

الستينيات، وكان هدفه تطور فهم إجرائية التطور الطبيعية وتصميم نظم صناعية لها مميزات مشابهة للنظم الطبيعية.

وكما أن الدافع المستمر لتحسين أداء النظم الحسابية ، جعل من الخوارزميات الجينية حلأ مغرياً وجذاباً من أجل حل بعض مسائل الأمثلة التي لم يكن من الممكن حلها بزمن معقول باستخدام بقية الطرق التقليدية السائدة.

وهكذا يتضح لدينا أنه تم استحياء فكرة الخوارزميات الجينية من المنطلق البيولوجي، غالباً عند محاولة حل مسألة ما ، يكون لدينا في كل مرة حل ، لكن هذا الحل غالباً لا يكون الحل الأمثل ، وإنما نستطيع وضوحاً أن نرى بأنه لو كان بإمكاننا مكاملة هذا الحل مع حل سابق للمسألة بشكل أو آخر ، لاستطعنا الوصول للحل الأمثل، أي لو أن عدد من الحلول تواجدت معاً في لحظة معينة ، نلاحظ أن الحل الأمثل يكون مبعثراً بينها ، وبالتالي فإن وجود الية لدمج هذه الحلول ، قد تولد لنا في لحظة ما الحل الأمثل.

فإذا تخيلنا كل حل بمثابة تتالي من الجينات ضمن كروموسوم -حل - المتواجد بدوره ضمن مجموعة من الكروموسومات المختلفة -عدة حلول للمسألة ضمن تجمع ما،عندما بإمكاننا عبر العمليات المتاحة على الكروموسومات -التصالب والطفرة - انتاج حلول جديدة -كروموسومات جديدة أبناء- قد يمثل أحدها الحل الأمثل ، ونستطيع تقييم هذا الحل ،

عبر تابع الصلاحية fitness function ، الذي سيقيس جودة هذا الحل ، وبالتالي فرصةه بالنجاح والانتقال للجيل التالي.[5]

1.3.5.3 الشبكات العصبية الاصطناعية:

1.3.5.3.1 مقدمة:

ظهر علم الشبكات العصبية الصناعية ليحاكي الدماغ البشري في طريقة تعلمه واستجابته لمتغيرات المحيط الخارجي.

وتعتبر الخلية العصبية هي الوحدة الأساسية لبناء الجهاز العصبي في الكائنات الحية، وتتعدد خواصها ووظائفها. وتتشكل الخلية العصبية من جسم الكائن الحي وتتفرع إلى نهايات تعمل على نقل الإشارات وتحفيزها. كما أنها تتكون من غشاء يحيط بالخلايا العصبية ويسمى الغشاء العصبي.

ويعد التعلم واكتساب وتخزين المعرفة من الوظائف الأساسية للخلايا العصبية بجانب جمع ومعالجة وتوزيع الإشارات الكهربائية التي تمثل السينالات العصبية. وتتمكن قابلية الدماغ لمعالجة المعلومات في حقيقة وجود شبكات مكونة من هذه الخلايا.

إن عملية نقل التنبؤ مع الزمن عملية نقل التنبؤ مع الزمن إلى تخزين معرفة عن العالم الخارجي في الخلايا العصبية الحية المكونة للدماغ.

انطلاقاً من هنا أراد العلماء جعل الحاسوب آلة ذكية يمكنها اكتساب المعرفة وتخزينها والتعرف عليها لاحقاً وذلك بمحاكاة عملية التعلم عند الإنسان فتوصلوا إلى علم الشبكات العصبية الصناعية وهو علم يندرج ضمن علوم الذكاء الصنعي.[8]

1.3.5.3.1تعريف الشبكة العصبية الصناعية :

يمكننا تعريف الشبكات العصبية بعدة تعاريف:

- محاولة رياضية بر姆جية لمحاكاة طريقة عمل المخ البشري.
- مجموعة مترابطة من عصبونات افتراضية تتشكلها ببرامج حاسوبية لتشابه عمل العصبون البيولوجي.
- بني الكترونية تستخدم النموذج الرياضي لمعالجة المعلومات بناء على الطريقة الاتصالية في الحوسنة.

تعتبر الشبكات العصبية الاصطناعية ، مجموعة متوازية من وحدات المعالجة الصغيرة و البسيطة التي تدعى بالعقد أو العصبونات ، في حين تكتسب الاتصالات البينية بين مختلف هذه الوحدات أهمية خاصة و تقوم بدور كبير في خلق ذكاء الشبكة . لكن على العموم ، و رغم أن الفكرة أساساً مستوحاة من آلية عمل العصبونات الدماغية فلا يجب أن ن الخلط كثيراً أو نشابه بين الدماغ و الشبكات العصبية فالشبكات العصبية أصغر و أبسط من العصبونات

البيولوجية و قد تكون مجرد وحدات افتراضية تتشئها ببرامج الحاسب ، كما إن آلية عمل العصبونات الاصطناعية تقبس بعض ميزات العصبون البيولوجي و لا تشابهه تماما ، بالمقابل أضيفت العديد من الميزات و تقنيات المعالجة إلى العصبونات الاصطناعية بناء على أفكار رياضية أو هندسية ، و هذه الإضافات أو أساليب العمل الجديدة (بعضها مقتبس من الإحصاء أو من نظرية المعلومات) لا ترتبط بالعصبونات البيولوجية أبدا . بالمقابل تبدي الشبكات العصبية ميزة مهمة كان الدماغ يتفرد بها ألا و هي التعلم و هذا ما يمنح هذه الشبكات أهمية خاصة في الذكاء الصنعي . [7]

1.3.5.3.3 مقارنة بين الخلية العصبية الحية والخلية العصبية الصناعية :

1.3.5.3.3.1 الأجزاء الرئيسية للخلية العصبية الطبيعية :

تتكون الخلية العصبية الحية من ثلاثة أجزاء الشكل (19-1) :
الجزء الأول : Dendrites
وهيعبارة عن متحسسات تقوم بالتقاط الإشارات العصبية من خلايا عصبية أخرى. ويمكنها أن تخيل أن الخلية العصبية الطبيعية التقطت حرارة مرتفعه أو بروده فتقوم مجموعه من خلايا الجلد للإنسان بتحويل العملية الكيميائية إلى إشارات

عصبية يتصل بالخلايا Dendrites مالتقاطها من خارج الخلية.

الجزء الثاني : Soma

تمثل جسم الخلية و تقوم على تجميع الإشارات

المستقبلة من خلال الـ Dendrites التي تستخدم في المقارنة في جزء

Axon من الخلية.

الجزء الثالث : Axon

وهي الجزء الذي يقرر أنيتم إرسال إشارة إلى الخلايا التي تلي الخلية الحالية.

وهذا يحدث العمل (لو تخيلنا أن عدد شحنات المجموعة من خلال الـ Soma فيتم إرسال إشارات لـ

أصبح كافي بدرجه معينه تكافئ درجة الشحنات في الـ Axon فيتم إرسال إشارات لـ

Dendrites لـ خلايا التي تلي الخلية.

وفي مثال تحسس الحرارة العالية نجد أن الحرارة تحولت إلى عدد من الشحنات العصبية

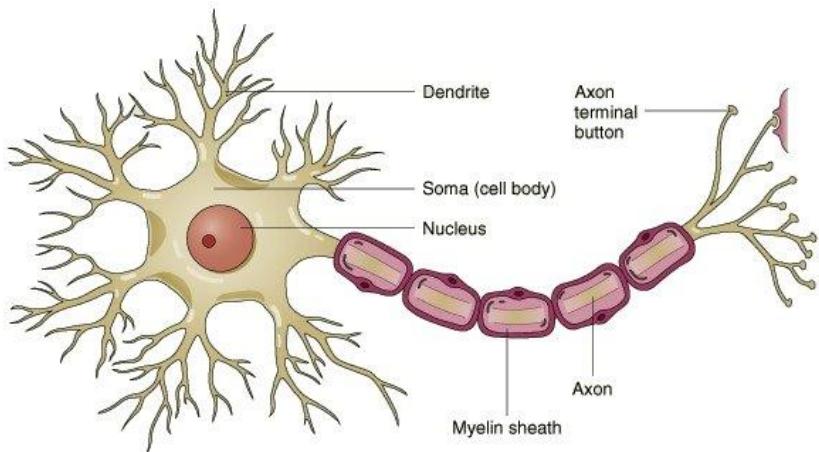
في خلايا الجلد خلايا العصبية والخلايا العصبية تحت

المنطقة المعرضة للحرارة تحسست عدد كبير من الشحنات العصبية و تم تجميع هذه

الإشارات في الخلية ولكن عدد الإشارات المستلمة كبير بشكل أنه يكافي الدرجة للحرق

فإن الخلية ترسل إشارة للخلية التي تليها لكي تنقل المعلومة إلى العقل و هناك يتم فهم أنه

يوجد حرق في المنطقة المعرضة لدرجة حرارة عالية.[5]



© 2000 John Wiley & Sons, Inc.

الشكل (19-1) الأجزاء الرئيسية للخلية العصبية الطبيعية

1.3.5.3.3.2 الأجزاء الرئيسية للخلية العصبية الصناعية:

ت تكون الخلية العصبية الصناعية من أربعة أجزاء الشكل (20-1):

١ - الدخل : Input

مجموعة الإشارات المدخلة للعصبون، وتمثل بالشاعع ($X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$) .

٢ - الأوزان : Weights

تمثل قوة الارتباط بين العصبونات

٣-عنصر المعالجة Processing Element

ويقسم هذا العنصر إلى قسمين:

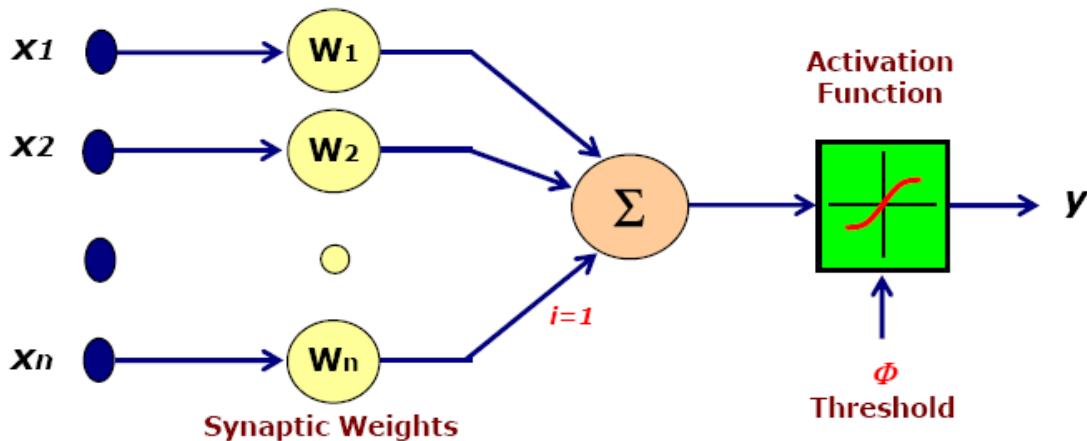
١-الجامع Adder لجمع إشارات الدخل الموزون

٢-تابع النقل أو تابع التفعيل . Activation Function

٤- الخرج : Output

يمثل الخرج الناتج عن جسم العصبون.

نلاحظ أن العصبون الصناعي هو محاكاة للعصبون الحي.[5]



الشكل (20-1) الأجزاء الرئيسية للخلية العصبية الصناعية

١.٣.٥.٣.٤ تابع التفعيل :

وهو التابع $Y=f(X)$ الذي يصف العلاقة بين الدخل X والخرج Y ، فمهمة تابع

التفعيل هي جعل قيمة الخرج للشبكة ضمن مجال محدد، ويجب أن يمتلك

الخواص التالية:

- أن يكون تابعاً مستمراً .

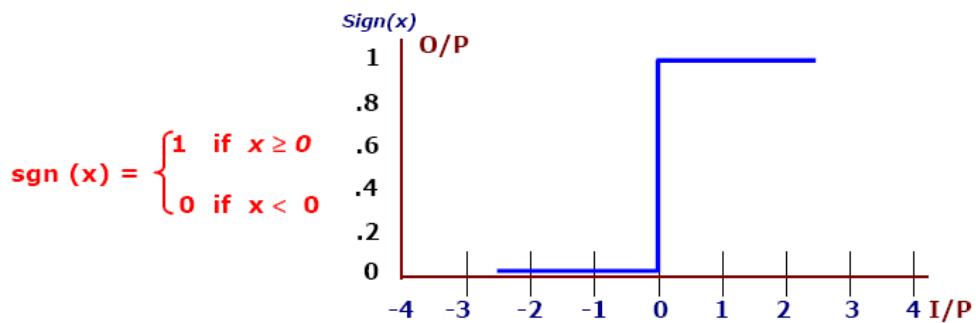
- أن يكون قابلاً للاشتغال ومشتقه سهل الحساب .

- أن يكون انسيابياً غير متاقص.

وأهم توابع التفعيل المستخدمة :

1.3.5.3.4.1تابع العتبة أو تابع الخطوة الثنائي:

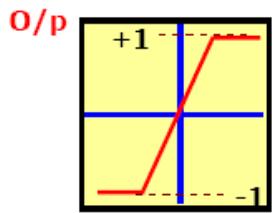
يحد هذا التابع من خرج العصبون بحيث يصبح الخرج مساويا الواحد إذا كان الدخل أكبر أو مساويا الصفر ويصبح الخرج مساويا الصفر إذا كان الدخل أصغر من الصفر الشكل (21-1).



الشكل (21-1)تابع العتبة

1.3.5.3.4.2تابع التفعيل الخططي:

يستخدم هذا التابع في العصبونات المستخدمة في المرشحات التلاؤمية الخطية الشكل (22-1).



-1 for a -ve weighted sum of inputs,

1 for a +ve weighted sum of inputs.

$\propto I$ proportional to input for values between +1 and -1 weighted sum,

$$Y = f(I) = \begin{cases} 1 & \text{if } I \geq 0 \\ I & \text{if } -1 \geq I \geq 1 \\ -1 & \text{if } I < -1 \end{cases}$$

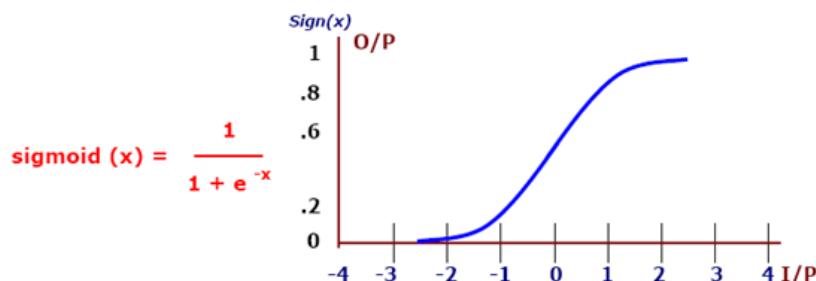
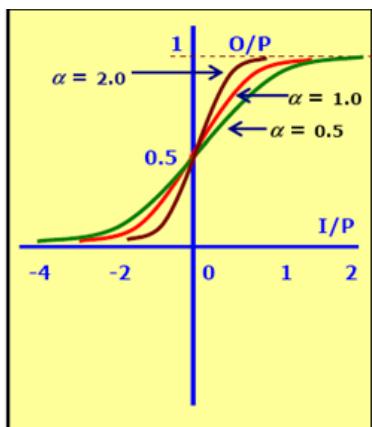
الشكل (22-1) تابع التفعيل الخطى

1.3.5.3.4.3 التابع الثنائى :Sigmoid

يأخذ هذا التابع قيم الدخل المحسورة بين $-\infty$ و $+\infty$ و يجعل الخرج

محصوراً بين 0 و 1 ... وهو أكثر التوابع استخداماً بسبب سهولة اشتقاقه وكثرة

أنواعها الشكل (23-1)[9].



الشكل (23-1) التابع الثنائى

وهناك العديد من توابع التفعيل وهي مبينة في الجدول (1-1).[8]

الجدول (1-1)أهم توابع التفعيل المستخدمة في الشبكات العصبية

Hard Limit	$y = \begin{cases} 1 & \text{if } net \geq 0 \\ 0 & \text{if } net < 0 \end{cases}$	
Symmetrical Hard Limit	$y = \begin{cases} 1 & \text{if } net \geq 0 \\ -1 & \text{if } net < 0 \end{cases}$	
Linear	$Y = net$	
Saturating Linear	$y = \begin{cases} 1 & \text{if } net > 1 \\ net & \text{if } 0 \leq net \leq 1 \\ 0 & \text{if } net < 0 \end{cases}$	
Symmetric Saturating Linear	$y = \begin{cases} 1 & \text{if } net > 1 \\ net & \text{if } -1 \leq net \leq 1 \\ -1 & \text{if } net < -1 \end{cases}$	
Log-Sigmoid	$y = 1/(1 + e^{-net})$	
Hyperbolic Tangent Sigmoid	$y = (e^{net} - e^{-net}) / (e^{net} + e^{-net})$	

Activation Functions

1.3.5.3.5 مخطط الشبكات العصبية :

كما ذكرنا سابقاً أن الشبكات العصبية الاصطناعية هي مجموعة متوازية من وحدات المعالجة الصغيرة و البسيطة والتي تدعى بالعقد أو العصبونات ، في حين تكتسب الاتصالات البيانية بين مختلف هذه الوحدات أهمية خاصة و تقوم بدور كبير في خلق ذكاء الشبكة.

يمكننا أن نقول أن كل شبكة عصبية تتربّع بشكل طبقات من العصبونات الاصطناعية وهي طبقة دخل و طبقة خرج و طبقات مخفية تتواجد بين طبقي الدخل و طبقة الخرج (ويمكن أن تكون بدونها) .

كل عصبون في إحدى هذه الطبقات يتصل بكافة العصبونات الموجودة في الطبقة التي تليه و كافة العصبونات في الطبقة التي تسبقه ، حيث تردد الإشارات أو القيم من عصبونات الطبقة السابقة ليقوم بمعالجتها و إعطاء قيمة خرج وحيدة تنتقل إلى كافة عصبونات الطبقة التي تلي طبقته .

فكل عصبون إذا يتلقى عدة قيم دخل Input و يعطي قيمة خرج وحيدة Output (طريقة الوصل الموصوفة هنا هي الطريقة العامة لكن هذا لا يمنع من وجود طرق أخرى)، وقد ترتبط العصبونات أحياناً بدخل ثابت يدخل في كل عملية معالجة و لا علاقة له بمدخلات الشبكة يدعى الانحياز bias .

كل اتصال بين عصبون و آخر يتميز بارتباطه بقيمة تدعى الوزن W و هي تشكل مدى أهمية الارتباط بين هذين العنصرين ، يقوم العصبون بضرب كل قيمة دخل واردة من عصبونات الطبقة السابقة بأوزان الاتصالات مع هذه العصبونات ، من ثم جمع نواتج الضرب جميعا ، ثم إخضاع النتيجة لتابع تحويل يختلف حسب نوع العصبون ، ناتج تابع التحويل يعتبر خرج العصبون الذي ينقل إلى عصبونات الطبقة اللاحقة.

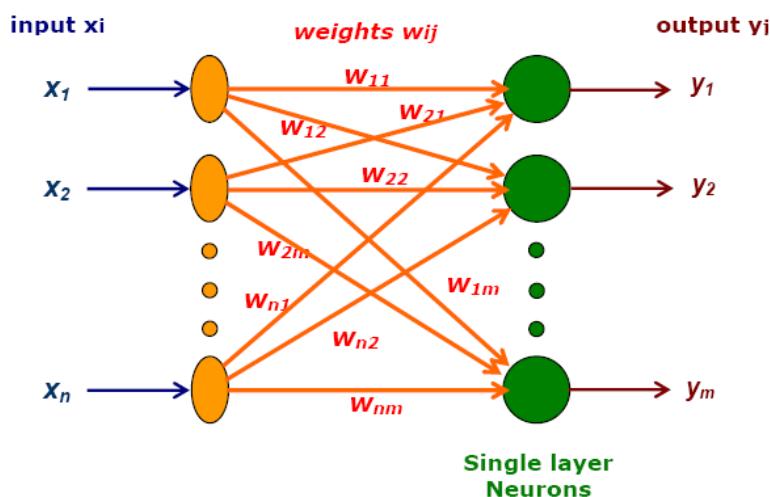
1.3.5.3.6 تصنیف الشبکات العصیونیة:

تصنیف الشبکات العصیونیة حسب عدد الطبقات إلى :

1.3.5.3.6.1 الشبکات العصیونیة وحیدة الطبقة (single layer perceptron)

تتألف من طبقة معالجة وحيدة، ويسمى هذا النوع أيضاً Linear (24- الشکل

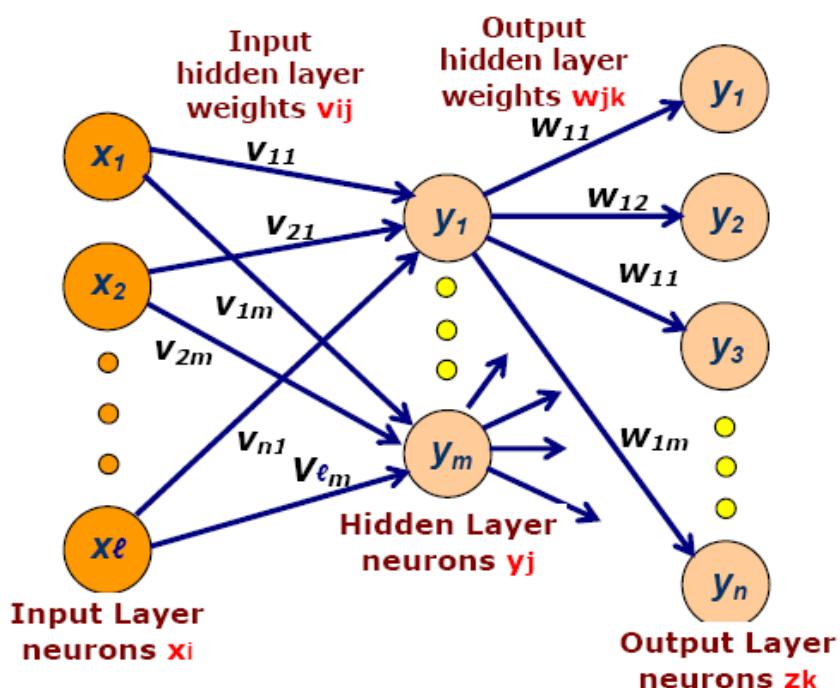
[16].1)



الشکل (24-1) الشبکة العصیونیة وحیدة الطبقة

1.3.5.3.6.2 الشبكات العصبية متعددة الطبقات :(multi layer perceptron)

تحتوي على أكثر من طبقة للمعالجة وقد تكون بعض الطبقات مخفية الشكل (25-1)، ويمكن أن تكون الطبقة المخفية مكونة من عصبون واحد فقط، ووظيفة هذه الطبقة زيادة قدرة الشبكة العصبية من معالجة البيانات كما يمكنها من إيجاد الحل الأمثل وإيجاد حل أي مشكلة معقدة وبالتالي تحسين الأداء، إلا أن عيوبها أنها تبطئ من عملية المعالجة.[16]

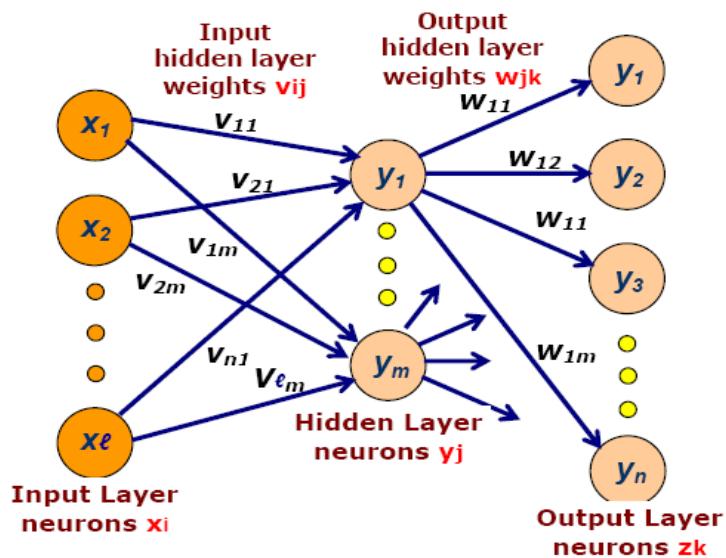


الشكل (25-1) الشبكة العصبية متعددة الطبقات

كما تصنف حسب التغذية إلى:

1.3.5.3.6.3 الشبكة ذات التغذية الأمامية :

هذا النوع يحتوي على طبقتين دخل وخرج الشكل (26-1)، وفي هذه الحالة تكون المدخلات مرتبطة مع المخرجات بدون أي عملية ارتدادية أي بدون أي عملية دورانية ولذلك سميت باللغزية الأمامية أي من الحدث إلى الهدف. [16]

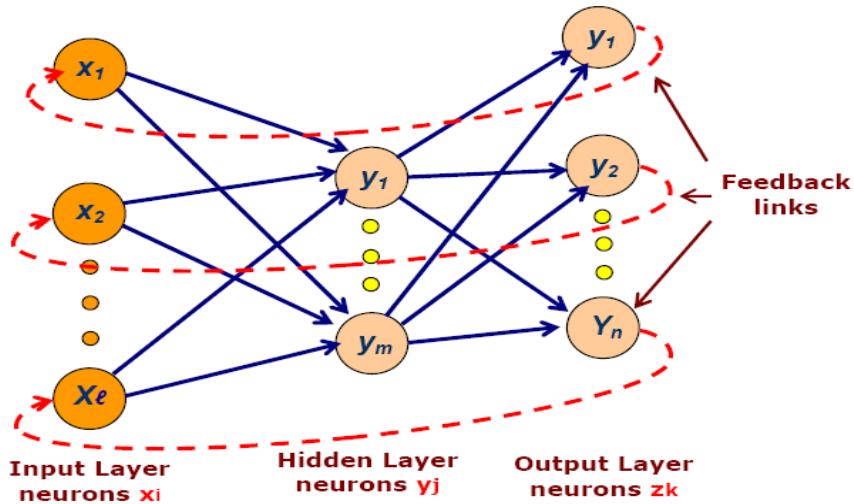


الشكل (26-1) الشبكة العصبية ذات التغذية الأمامية

1.3.5.3.6.4 الشبكات ذات التغذية الخلفية (تكرارية):

هذا النوع يحوي على الأقل حلقة تغذية خلفية واحدة الشكل (27-1)، ويمكن أن يتكون من طبقة واحدة من النeurونات، وكل عصبون يعود خرجه إلى دخل كل العصبونات المتبقية .

وقد يكون هناك تغذية خلفية ذاتية أي أن خرج العصبون يعود إلى دخله ولكن هذه الشبكات قليلة الاستخدام في المجال الحيوي لأننا نستطيع تحقيق الأهداف الحيوية من خلال شبكات أمامية.[16]



الشكل (27-1) الشبكة العصبية ذات التغذية الخلفية

1.3.5.3.7 تدريب الشبكة العصبية:

يقصد بعملية تدريب الشبكة العصبية بضبط الأوزان ، و ذلك عن طريق إعطاء الشبكة مجموعة من الأمثلة التي يجب أن تكون مختارة بعناية، لأن ذلك سيساهم في سرعة تعلم الشبكة، ومجموعة الأمثلة هذه تسمى فئة التدريب.

وتنقسم طرق تدريب الشبكة العصبية إلى قسمين حسب فئة التدريب التي تعرّض

على الشبكة وهما:

1.3.5.3.7.1 التدريب المراقب (بواسطة مدرس) Supervised Learning of

:ANN's

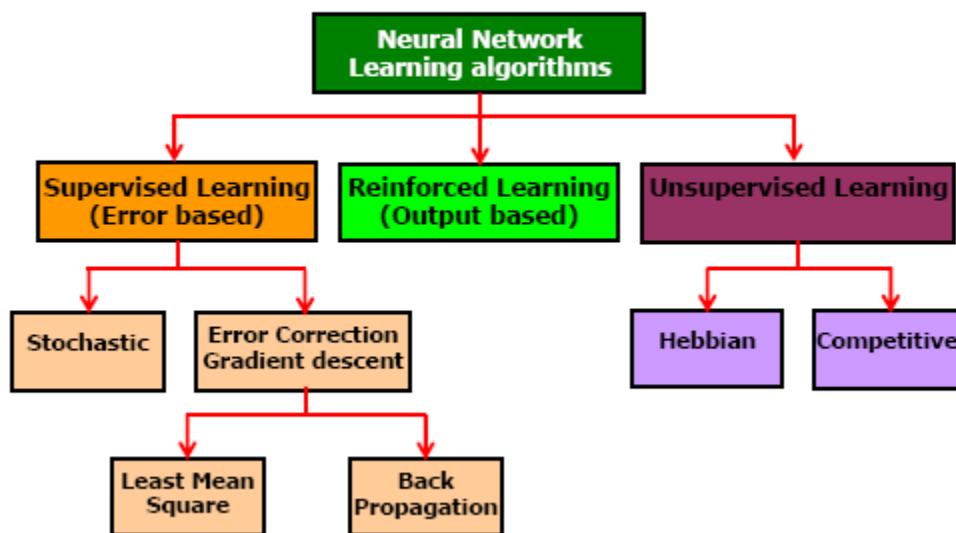
تقوم طريقة التعليم أو التدريب بواسطة مدرس للشبكات العصبية الاصطناعية على فكرة عرض البيانات التدريبية أمام الشبكة على هيئة زوج من الأشكال وهم الشكل المدخل input والشكل الهدف target، ومن ثم يتم تدريب الشبكة عن طريق خوارزمية معينة.

1.3.5.3.7.2 التدريب غير المراقب (بدون مدرس) :Unsupervised learning

في هذه الطريقة تكون فئة التدريب عبارة عن متوجه المدخلات فقط دون عرض الهدف على الشبكة، وتسمى هذه الطريقة التعليم الذاتي، حيث تبني الشبكة العصبية أساليب التعليم على أساس قدرتها على اكتشاف الصفات المميزة لما يعرض عليها من أشكال وأنساق وقدرتها على تطوير تمثيل داخلي لهذه الأشكال، وذلك دون معرفة مسبقة وبدون عرض أمثلة لما يجب أن تتجه إليه، وذلك على عكس المبدأ المتبعة في أسلوب التعليم بواسطة معلم.

1.3.5.3.8 خوارزميات تعلم الشبكة:

إن الأوزان تمثل المعلومات الأولية التي ستتعلم بها الشبكة ، لذا لا بد من تحديد الأوزان خلال مرحلة التدريب ، ومن أجل هذا التحديد تستخدم عدة خوارزميات الشكل (28-1) مختلفة حسب نوع الشبكة.[16]



الشكل (28-1) خوارزميات تعلم الشبكة العصبية

من أهم هذه الخوارزميات خوارزمية الانتشار العكسي Back PropagationAlgorithm التي تستخدم في تدريب الشبكات العصبية كاملة الارتباط ذات التغذية الأمامية ومتعددة الطبقات وغير الخطية، وتعتبر هذه الخوارزمية تعميم لطريقة التدريب بنمط تصحيح الخطأ الشكل (29-1)، ويتم تنفيذ هذه الخوارزمية من خلال مراحلتين رئيسيتين هما :

١- مرحلة الانتشار الأمامي .Feed forward Propagation

٢- مرحلة الانتشار العكسي .Backward Propagation

٣.٥.٣.٨.١ مرحلة الانتشار الأمامي:

لا يحصل في هذه المرحلة أي تعديل للأوزان المشبكية، وتسبب قيم متوجه الدخل استئثاره لوحدات طبقة الإدخال ويعقب ذلك انتشارًأمامي لتلك الاستئثار عبر بقية طبقات الشبكة.

وهنا يتم العمل وفق الخطوات التالية:

١- حساب مجموع نواتج جداء مداخل العصبون بالأوزان الموافقة:

$$V_j(n) = \sum_{i=1}^m W_{ji}(n)X_i(n) \quad (1)$$

حيث:

X: شعاع الدخل للعصبون من الطبقة السابقة.

W: مصفوفة الأوزان.

N: رقم العصبون.

٢- حساب خرج العصبون بتطبيق تابع التفعيل على المجموع السابق:

$$y_j(n) = \varphi(V_j(n)) \quad (2)$$

٣- حساب قيمة الخطأ في طبقة الخرج لكل عصبون:

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (3)$$

حيث:

di: الخرج المطلوب.

yi: النتيجة التي توصلنا إليها.

ei: مقدار الخطأ.

٤- حساب قيمة الخطأ لطبقة الخرج:

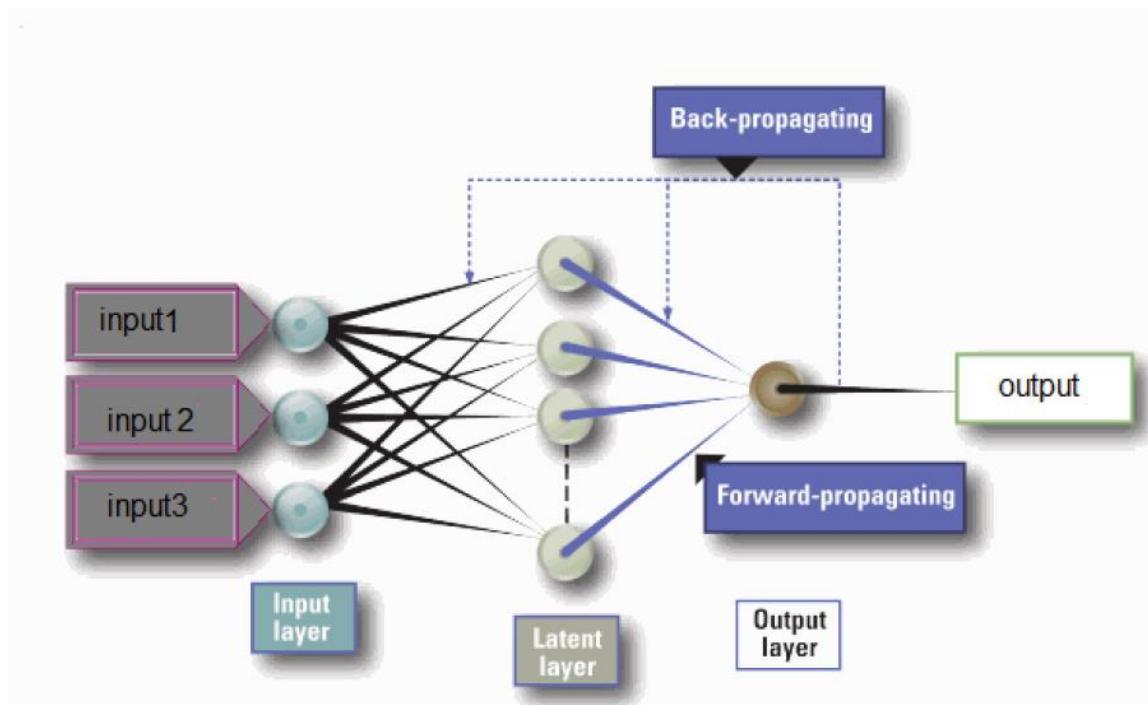
$$E(n) = (1/2) \sum e_j^2(n), \quad j \in C \quad (4)$$

حيث C مجموعة التدريب

1.3.5.3.8.2 مرحلة الانتشار العكسي:

وهي مرحلة ضبط أوزان الشبكة وتبدأ عند طبقة الخرج، فتنتشر إشارة الخطأ في الشبكة بشكل عكسي مؤدية على تعديل الأوزان وفق قاعدة الدلتا (Delta error correlation

: كال التالي learning rule)



الشكل (29-1) خوارزمية الانتشار العكسي Back Propagation Algorithm

من أجل كل عصبون في طبقة الخرج فإن قيمة تابع الدلتا له يعبر عنه بجداً

خطأ العصبون بالمشتق الأول لتابع التفعيل:

$$e_j(n) \cdot \varphi'(V_j(n)) \quad (5)$$

ويكون مقدار التغيير في الوزن كما في العلاقة التالية:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \cdot \delta_j(n) \cdot x_i(n) \quad (6)$$

حيث η معدل تعليم الشبكة.

إن قيمة صغيرة لمعدل التعليم يعطي تغيرات صغيرة في الأوزان من تكرار

آخر مما يسبب البطء في عملية التعلم، أي كلفة عالية من حيث الزمن.

كما أن قيمة كبيرة جداً لمعدل التعليم ستزيد من سرعة عملية التعلم وبالتالي

يسكب ذلك تغيرات كبيرة في الأوزان مما يجعل الشبكة غير مستقرة وبالتالي فإن

الحل سوف يتآرجح حول نقطة صغرى لن يصلها أبداً.

هناك طريقة بسيطة لزيادة معدل التعلم وتجنب خطورة عدم الاستقرار في الشبكة

وذلك بتعديل قاعدة الدلتا بإدخال مقدار تنشيط يسمى (momentum term)، يؤدي

إلى تغيرات منتظمة غير شاذة في الأوزان.

فتصبح العلاقة السابقة بالشكل التالي بعد إضافة هذا المقدار:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \cdot \delta_j(n) \cdot x_i(n) + \alpha \cdot \Delta w_{ji}(n - 1) \quad (7)$$

$$\alpha \in [0.1] : \text{momentum constant}$$

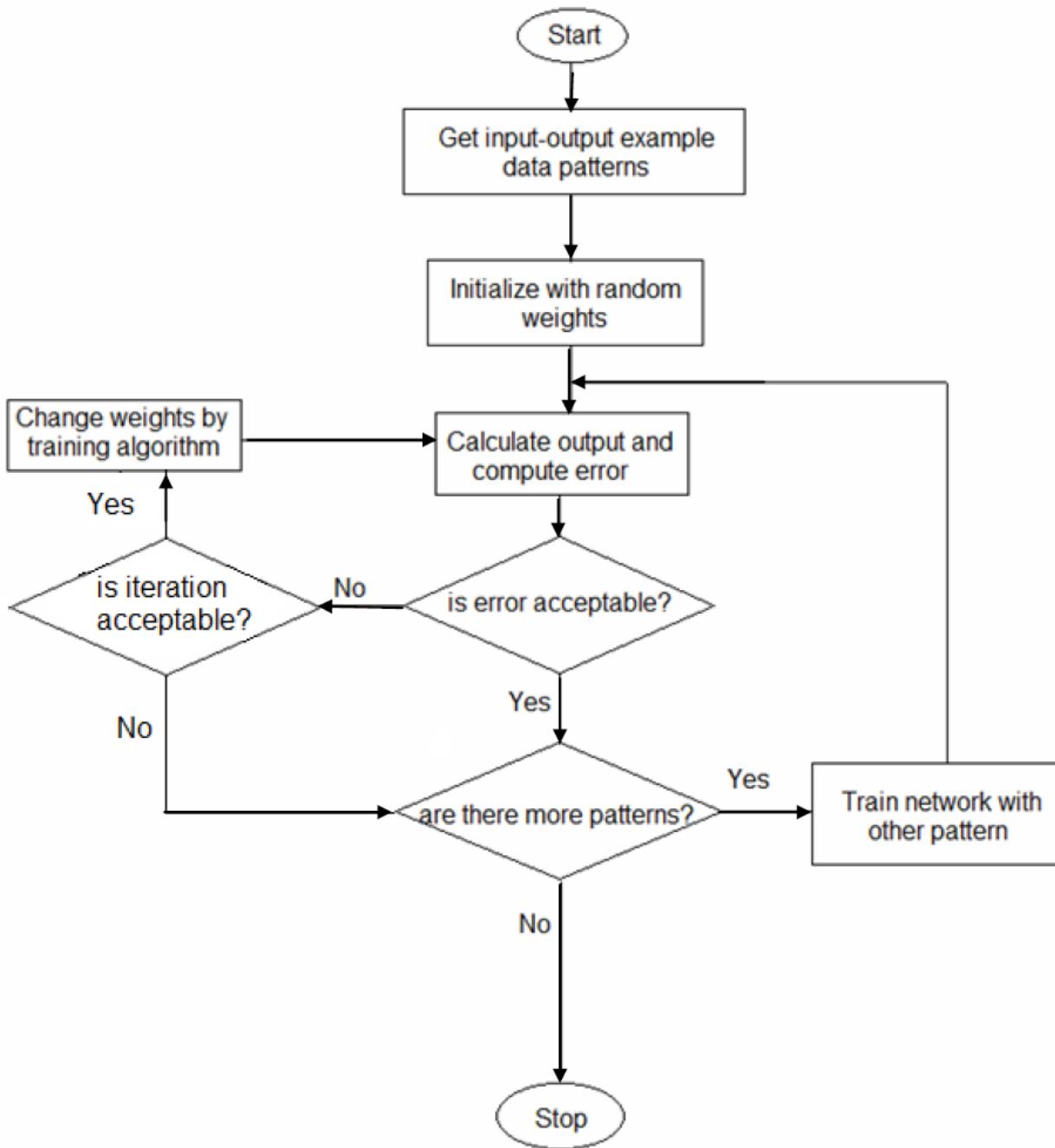
حيث:

بعد تعديل قيم الأوزان الشبكية يتم إعادة تطبيق الخوارزمية إلى أن تصبح قيمة الخطأ مقبولة أو أن يصل عدد التكرارات إلى الحد الأعظمي المسموح به وهنا تنتهي العملية بالفشل.

في نهاية هذه المرحلة تكون قد حصلنا على شبكة مدربة ولكل من عصبوناتها

مصفوفة أوزان نهائية.[12]

وفيما يلي المخطط التدفقي لهذه الخوارزمية الشكل(30-1).[8]



الشكل (30-1) المخطط التدفقي لخوارزمية الانتشار العكسي

1.3.5.3.9 أنواع الشبكات العصبية الصناعية :

فيما يلي سنذكر أهم الشبكات العصبية الصناعية واستخدام كل نوع من هذه الأنواع.

1.3.5.3.9.1 العصبون التمثيلي أو عصبون McCulloch-pitts ويستخدم في:

- ١- حساب التوابع المنطقية .
- ٢- تصنیف الأشكال .

1.3.5.3.9.2 شبكة Hebb و تستخد فی:

- ١-تصنيف نماذج الدخل .
- ٢-تعرف الأشكال .

1.3.5.3.9.3 شبكات لبيرسبرون البسيطة Perceptron و تستخد فی:

- ١-التصنيف .
- ٢-تعرف الأشكال .

1.3.5.3.9.4 الشبكات العصبية الصناعية الأدلينو وتستخدم في:

- ١-تصنيف النماذج .
- ٢-حقل الاتصالات .

1.3.5.3.9.5 شبكة المادلين Madline و تستخد فی:

. ١-تصنيف النماذج

. ٢-تعرف الأشكال.

١.٣.٥.٣.٩.٦ شبكات الذاكرة المترافقه و تستخدم في :

١- شبكات ذاكرة الترافق المعاير أمامية التغذية و تطبق في تعرف الأشكال .

٢- شبكات ذاكرة الترافق الذاتي أمامية التغذية و تطبق في التخزين والاسترداد

٣- شبكات ذاكرة الترافق ثنائية الاتجاه و تطبق في التخزين والاستدفاء .

١.٣.٥.٣.٩.٧ الشبكات المتعددة الطبقات الأمامية التغذية والانتشار الخلفي :

أثبتت الشبكات المتعددة الطبقات أنها أدوات تطبيق فعالة في مسائل واسعة التنوع، ولذلك

استعملت كثيراً من قبل المصممين العاملين في جميع حقول التطبيقات تقريباً.

وما على المرء إلا أن يبحث في المؤتمرات السابقة وما تضمنته من مقالات علمية ليري

أنها حفلت بكتب عن التطبيقات المستعملة لهذه الشبكات من الزراعة حتى علم الحيوان.

فالمقالات الموجودة في المجالات العلمية تؤكد عادة الفوائد المكتسبة من استعمال هذه

الشبكات مثل التوفير في الكلفة العالية، وتحسين الدقة، وسرعة الحساب.

استخدمت هذه الشبكات في حقول عديدة شملت الهندسة، والقانون، وعلوم الحاسوب،

و عمليات التحكم، والإحصاء، والتصنيع، والنقل، والمالية، والاتصالات، والطب، ... إلخ.

يمكن أن تتنافس هذه الشبكات مع البني الأخرى للشبكات العصبية في معظم مساحات التطبيق باستثناء التطبيقات المعتمدة على التعليم بدون معلم، وإذا توفرت مجموعة جيدة من معطيات التدريب لمسألة ما فإنه يبدو جلياً أن شبكة MLFF بطبقة مخفية واحدة، أو على الأكثـر بطبقتين مخفيتين، تستطيع التعلم لتنفيذ المهام المرغوب بها بفعالية عالية.[3]

1.3.5.3.10 تطبيقات الشبكات العصبية:

1.3.5.3.10.1 تحقيق الشروط المقيدة:

في العديد من المسائل تكون وسائل تعريف النظام مقيدة ومعينة. فمثلاً نحتاج في عملية تصنيع ألواح الدارات الإلكترونية المطبوعة إلى ثقب أعداد ضخمة من الثقوب المتوضعة بدقة في الألواح، وسيكون الزمن الكلي اللازم لإتمام عملية الثقب تابعاً للنظام المتبوع للتثقب، لأن هذا يحدد المسافة الكلية المقطوعة خلال عملية التثقب.

هذه القضية مشابهة لمشكلة البائع الجوال التي تعتبر مسألة استمثال لتحقيق شروط محددة. ستكون الشروط المقيدة بحيث أن كل ثقب يجب أن يزار مرة واحدة فقط، في حين يتحقق الاستمثال بتخفيض الزمن الكلي المتصروف في عملية التثقب، إذ يجب أن يكون زمن تثقب اللوح منخفضاً لحصول على حل أمثل يهدف تقليل الكلفة.

1.3.5.3.10.2 الذواكر القابلة للعنونة بالمحتوى :

يمكن أن تعمل بعض بنى الشبكات العصبية الصناعية كذواكر لتخزين أشكال الدخل، حيث يجري استرداد الشكل المخزن متى قدمنا للشبكة الشكل المصاحب. يمكن أن يكون للشكل المسترد نفس الشكل المخزن (ربما بنفس التشويف)، أو بضجيج مضاد أو خانات محفوظة (أو شكلاً مختلفاً آخر).

تسمى مثل هذه الشبكات ذواكر قابلة للعنونة بالمحتوى أو بمحتوها باعتبار أنها يمكن أن تستعمل لاسترداد الأشكال بواسطة أداة مقودة من محتوى النماذج المخزنة.

1.3.5.3.10.3 معالجة الإشارة:

أصبحت الحاجة لمضاعفات الصدى المتكيفة ضرورة ملحة، وذلك بعد تطور عالم الاتصالات وتوسيع شبكات الاتصال الهاتفية القارية، ففي حقل معالجة الإشارة هناك تطبيقات متعددة للشبكات العصبية الصناعية، أحدها ترشيح الضجيج على الخطوط الهاتفية، والشبكة المستخدمة لتحقيق هذا الغرض هي شكل من (ADALINE).

1.3.5.3.10.4 ضغط المعطيات:

هناك تطبيق آخر في حقل الاتصالات ، وهو استعمال بعض الشبكات العصبية لتعلم التطبيق (MAPPING) ، هذا يعني إيقاص عدد أبعاد فراغ أشكال الدخل ، ومن ثم إنجاز نوع من ضغط المعطيات، وبذلك تكون قد أنقصنا من عرض حزمة كمية المعلومات الواجب إرسالها في تطبيقات بث المعطيات ، وأنقصنا سعة ذاكرة التخزين اللازمة عندما نخزن مجموعات الأشكال.

تظهر أهمية ضغط المعطيات خصوصاً في التطبيقات التي تجمع و تعالج كمية ضخمة من المعطيات ، كما في حالة معالجة الصور الملتقطة عبر الأقمار الصناعية (معالجة الصور).

1.3.5.3.10.5 التشخيص:

التشخيص هو تطبيق عام للشبكات العصبية في حقول عديدة ، كالطب والهندسة والصناعة....، وتعتبر هذه القضية إحدى المهام الأساسية للتصنيف؛ حيث تتطلب ربطاً صحيحاً بين أشكال الدخل، التي تمثل شكلاً ما من الأعراض أو السلوك غير الطبيعي، والمرض الموافق أو العطل الجهازي أو نوع آخر من التقصير الوظيفي.

1.3.5.3.10.6 التحكم :

استعملت الشبكات العصبية الصناعية بفعالية في التحكم في الروبوت المتجول

في الهواء الطلق، بما في ذلك مهام قيادة المركبات بدون سائق (ذاتية القيادة).

وقد دربت هذه الشبكات على مهام صعبة مثل تفريغ عربة مقطورة في ميناء بأقل

جهد، حتى عربات بمحركتين مرتبطتين إدراهما مع الأخرى.

واستخدمت أيضاً للتحكم بنجاح في توضع الألترودات الكبيرة في عمليات لحام

القوس الكهربائي المستعملة في شركات تصنيع الفولاد، حيث وفرت للشركات

الملايين من الدولارات من خلال توفير الطاقة الكهربائية المستهلكة وإطالة عمر

التجهيزات ذات الكلفة المالية العالية جداً.

كما طورت شركة Mitsubishi اليابانية ثلاجة يتحكم فيها بواسطة تقنيتي

الشبكات العصبية الصناعية والمنطق الضبابي.

ويتم إنجاز التبريد بفعالية كبيرة حيث تقوم هذه الثلاجة بتنبيئ درجة زمن التبريد في

مرحلة الفتح غير المتكرر، وتقوم بالتبريد القسري قبل المرحلة التي يتكرر فيها فتح الباب

، وتستعمل أيضاً حساساً لكشف كمية الجليد لتمارس تحكمها كاملاً في الثلاجة.

1.3.5.3.10.7 التنبؤ:

إن ظاهرة التنبؤ مهمة شائعة في مجالات عديدة: فمثلاً، ت يريد شركة منتجات

استهلاكية معرفة النمو في مبيعاتها من أجل إنتاج جديد تريده طرحه في

الأسوق، ويريد علماء الطقس توقعًا صحيحاً عن الطقس، وترى أن البنوك تتبع عن الاعتمادات غير المستحقة للشركات لمنحها قروضاً، وترى مجموعة إدارة المطارات معرفة نمو زبائنها الواصلين للمطارات المشغولة بالمسافرين، وترى شركات الكهرباء معرفة مقدار تزايد طلبات مشتركيها من الطاقة الكهربائية مستقبلاً، وهذا.

أظهرت الشبكات العصبية الصناعية نجاحاً فائقاً بوصفها أداة تتبع في مختلف المجالات، كالتنبؤ بأن حدث ما سيحدث أو لن يحدث، والتنبؤ بزمن وقوع حادث معين، والتنبؤ بحصوله وقوع حادث ما.

للتنبؤ بمستوى محدد من الدقة، يجب أن تدرب الشبكة العصبية على مجموعات كبيرة من الأمثلة كالأزواج، ويجب أن تكون الشبكات العصبية الصناعية فيما بعد قادرة على التعميم والاستقراء من الأشكال الجديدة التي ستقدم لها عن طريق الدخل للتنبؤ بنتائج وتأثيرات مرافقه.

1.3.5.3.10.8 دمج معطيات عدة حساسات:

إن عملية دمج معطيات لاقط أو حساس هي عملية جمع معطيات من منابع متعددة لكي نستخلص معلومات أكثر من خلال عملية الجمع هذه التي لا يمكن استخلاصها من المتابع منفردة.

تشمل عمليات الدمج للمعطيات الكشف(Detection)، والاقتران(Association) ، والترابط(Correlation)، وضم المعطيات لإنجاز تقدير مطابق، وتخمين زمني للحالات أو الأوضاع.

لقد تطورت تكنولوجيا الحساسات خلال الثمانينيات، وهذا ما أدى لانتشار واسع لتطبيقات دمج عدة حساسات.

ويشمل ذلك المعدات العسكرية، والتحكم في العمليات، والمراقبة، والروبوت، والتشخيص، و مجالات أخرى.

1.3.5.3.10.9 الاستمثال :

استعملت الشبكات العصبية الصناعية في الكثير من المسائل التي تتطلب حلها أمثلاً أو قريباً من الأمثلة.

ومن تطبيقات الأمثلة : سعر وكمية بيع مقاعد المسافرين عبر الخطوط الجوية ، وجدولة عمليات التصنيع (سلسلة من المهام للاتصالات لمواجهة بعض المعايير) إيجاد الطريق الأقصر عبر كل الرحلات الممكنة بين عدد كبير من مدن العالم .

1.3.5.3.10.10 تعرف الأشكال:

تعتبر الشبكات العصبية الصناعية وسيلة جيدة لتعلم النوع الإدراكي للمهام، مثل تعرف الأشكال والنماذج المختلفة المعقدة: كصورة مرئية للأشياء والأحرف

المطبوعة أو المكتوبة باليدي، وتعرف الكلام المنطوق من قبل أنس مختلفين، وأنواع أخرى في هذا المجال.

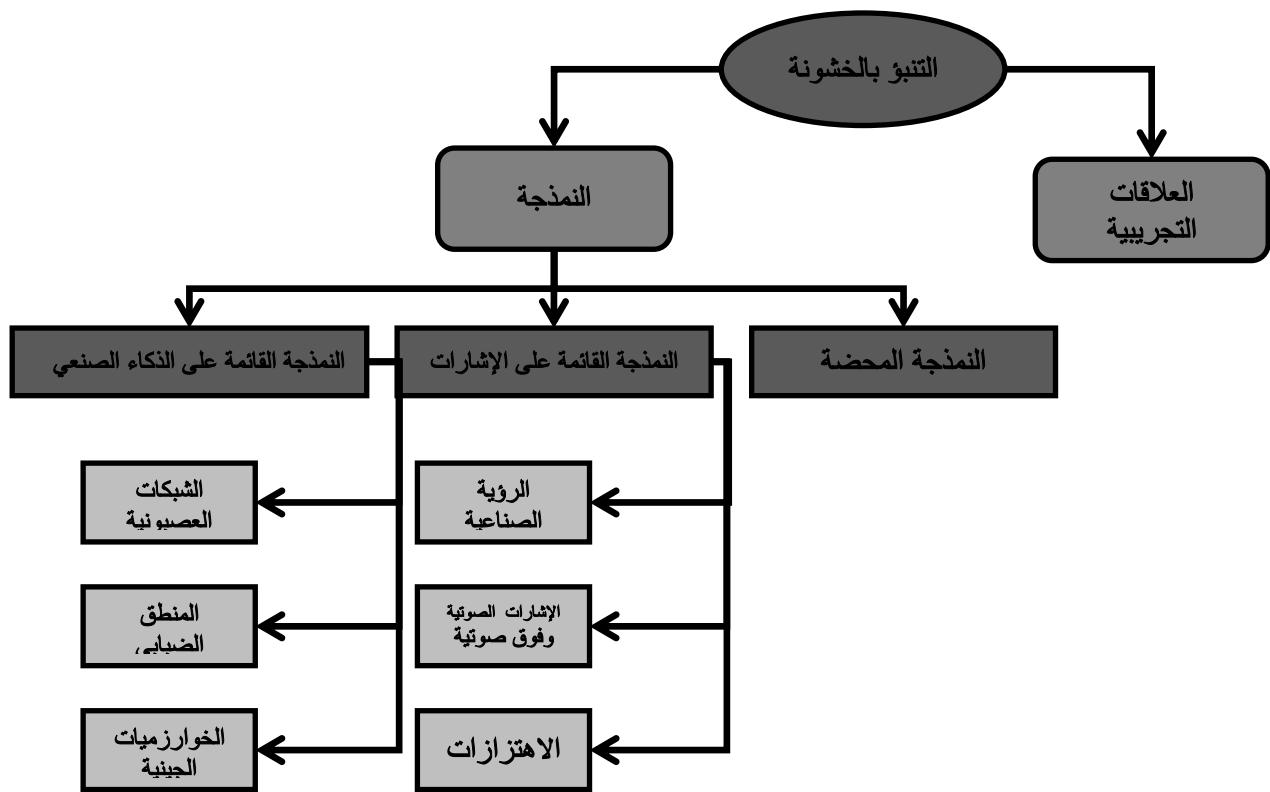
وقد أثبتت عدة دراسات مقارنة، نفذها كثير من الباحثين، أن الشبكات العصبية الصناعية تعتبر مفعة ومرضية إذا ما قورنت مع الطرق الإحصائية التقليدية المتبعة في تعرف الأشكال.^[3]

1.4 الطرق المستخدمة لنمذجة العلاقة ما بين خشونة السطح و بارامترات

القطع:

نظراً لتأثير خشونة السطح بشكل كبير ببارامترات القطع ،لذا استأثرت قضية التنبؤ بالخشونة اهتمام الكثير من الباحثين وذلك لإيجاد آلية تضمن الوصول إلى الجودة المطلوبة باستخدام بارامترات قطع مناسبة.

وقسامت الدراسات حول التنبؤ بالخشونة إلى قسمين قسم اعتمد العلاقات التجريبية وقسم اعتمد على النمذجة، كما قسمت النمذجة إلى النمذجة المحسنة والنمذجة القائمة على الإشارات والتي تعتمد على الرؤية الصناعية أو الإشارات الصوتية وفوق صوتية أو الاهتزازات وأيضاً النمذجة القائمة على الذكاء الصناعي باستخدام الشبكات العصبية أو المنطق الضبابي أو الخوارزمية الجينية أو عن طريق دمج أكثر من أداة مع بعضها. وفيما يلي مخطط يوضح تقسيم هذه الدراسات الشكل (31-1).



الشكل (31-1) مخطط يبين الطرق المتعددة لنموذج العلاقة بين الخشونة السطحية وبارامترات القطع

1.4.1 الدراسات التجريبية :

في السابق تم استخدام نماذج تجريبية لتحديد العلاقة بين الخشونة ومتغيرات القطع من أجل الخراطة، حيث f هي معدل التغذية، S سرعة القطع، d عمق التغذية.

(اقترن حاصلة حسابية لمتوسط الخشونة السطحية (Fang and Safi 1997)

$$Ra = C_0 S^{C_1} f^{C_2} d^{C_3} \quad (8)$$

حيث C_1, C_2, C_3, C_0 ثوابت تشرح النموذج التجاريبي.[29]

اقترح علاقة أخرى تجريبية تربط الخشونة مع متغيرات القطع حيث

استخدمت أداة من الألماس ومشغولة من خليطة المنيوم.[10]

$$Ra = 13,636S^{-0.102}f^{0.5123}d^{-0.382} \quad (9)$$

(M. Cemal Cakir 2009) درس تأثير كلا من بارامترات القطع ومادة التغطية لأداة القطع

، وذلك للتنبؤ بقيمة الخشونة السطحية لعملية الخراطة ، وتم وضع نموذجين رياضيين لكل

أداة ، حيث اللقمة الأولى مغطاة ($TiAlN + Al_2O_3 + TiN$) واللقمة الثانية [18].

Ra(Insert 1)

$$\begin{aligned} &= 2.228504 - 0.018730S - 4.875512f + 0.216281d \\ &+ 0.000071S^2 + 79.888889f^2 - 0.058000d^2 - 0.057226Sf \\ &+ 0.000621Sd - 0.204825fd \end{aligned} \quad (10)$$

Ra(Insert 2)

$$\begin{aligned} &= -0.155678 + 0.007654S - 1.737500f + 0.046754d \\ &- 0.000017S^2 + 33.916667f^2 + 8.22E - 14d^2 - 0.013904Sf \\ &- 0.000567Sd + 1.613596fd \end{aligned} \quad (11)$$

واعتمد المرجع (SANDVIK) العلاقات التالية معتبراً أن الخشونة السطحية الناتجة عن

التشغيل تتأثر بشكل كبير بالعلاقة بين قطر الأنف r والتغذية f ويتم حساب الارتفاع

الاعظمي النظري للخشونة عن طريق العلاقة[17]

$$R_m = \frac{f^2}{8 \times r} \times 1000 \quad (12)$$

أما متوسط الخشونة السطحية فيعطي بالعلاقة [x]

$$R_a = \frac{f^2}{31.3 \times r} \times 1000 \quad (13)$$

هذه العلاقات التجريبية كانت علاقات محدودة الاستخدام نظراً لإغفالها العديد من البارامترات والتأثيرات المتبادلة بينها، كتأثير خصائص الأداة والمشغولة وظروف القطع.

1.4.2 النمذجة :

إن الاستراتيجية الأكثر شيوعاً لمنع الوصول إلى خشونة غير جيدة أو لمنع كسر أداة القطع تقوم على الاختيار التقليدي لبارامترات القطع والتي لا تحقق الخشونة المطلوبة ولا تؤدي إلى ارتفاع معدل إزالة المعدن .

وللتغلب على هذه المشاكل قام الباحثون باقتراح نماذج تقوم بمحاكاة الظروف خلال عملية التشغيل ، ومن ثم تأسيس علاقة بين خصائص المنتج المطلوب والعوامل المؤثرة .[19]. ويمكن تقسيم تقنيات النمذجة إلى :

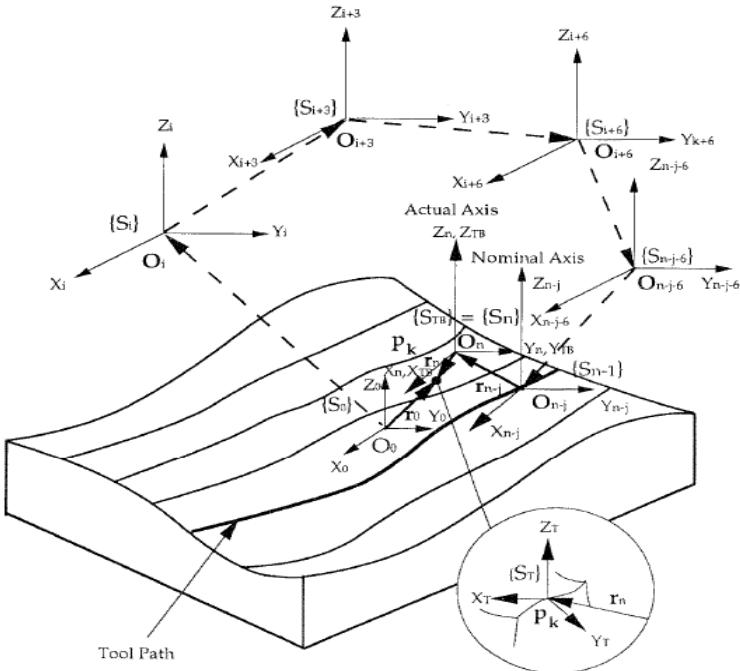
1.4.2.1 النمذجة المحضة Pure modeling : تهدف هذه التقنية إلى محاكاة بروفيلاً السطح أي تصوير تضاريس السطح ومن ثم تقييم جودة السطح .

ويشتراك في عملية إنشاء النموذج حركة العملية، خصائص أداة القطع والمشغولة،آلية تشكل الرايش،وباراترات القطع كلها .

إلا أنه من الصعب الوصول إلى نتائج دقيقة بواسطة هذا النموذج ، وبالتالي يتم إدخال باراترات إضافية مثل قوى القطع، الاهتزاز، اهتراء أداة القطع، و ظواهر حرارية معينة وذلك لتوصيف أدق لهذه الظاهرة وبالتالي تحسين دقة المحاكاة .

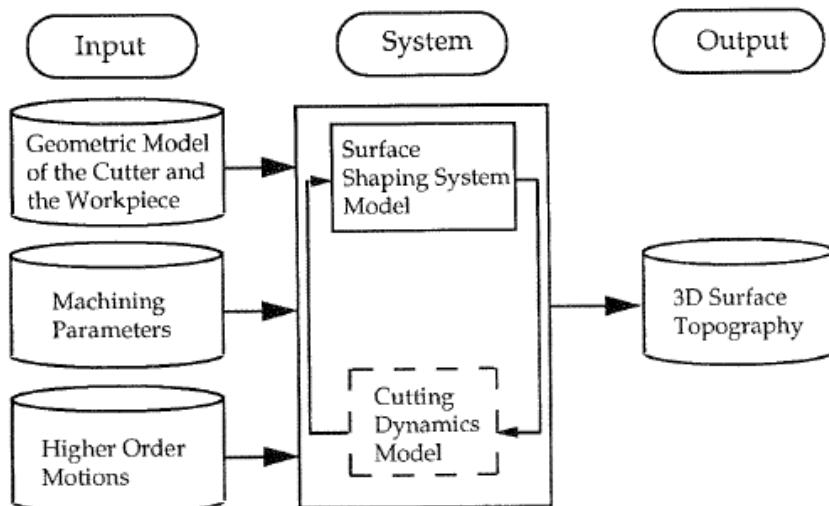
(Ehmann 1994) هدفت الدراسة إلى إيجاد نموذج تحليلي لتوليد السطح في عملية قطع المعادن ، حيث قام بنمذجة كلا من حركة الآلة وأداة القطع لتمثيل عملية توليد السطح كمحاكاة ثلاثة البعد لتضاريس السطح المفرز .

وهذه الطريقة سهلت الدمج بين الحركة الاسمية لأداة القطع وبين الأخطاء المختلفة الناتجة عن عملية التشغيل والعيوب في هندسة أداة القطع ، وتم صياغة معادلة مسار الأداة والتي تحدد العلاقة بين أداة القطع والمشغولة ووضع مجموعة مناسبة من نظم الإحداثيات ،حيث يوضح الشكل (32-1) نظام الإحداثيات الأساسي وإحداثيات مسار أداة القطع.



الشكل (32-1) نظام الإحداثيات الأساسية وإحداثيات مسار أداة القطع

ومن ثم يتم إنشاء معادلات رياضية لكل من مسار أداة القطع وحركة هذه الأداة ، وبالتالي التوصل إلى معادلة تربط بين إحداثيات أداة القطع وإحداثيات القطعة المشغلة ، هذه المعادلة يمكنها أن تتبأ بطوبغرافية السطح المشغل، ويبيّن الشكل (33-1) نظام المحاكاة المطبق.



الشكل (33-1) مخطط يبيّن نظام محاكاة بروفيل السطح

وبالرغم من مزايا هذه الطريقة إلا أنها لا تأخذ بعين الاعتبار الكثير من العوامل التي تساهم في آلية تشكيل خشونة السطح، كما أنها تتطلب حل معادلات رياضية معقدة قد لا تكون ذات دقة كافية تحت بعض الظروف . [20]

1.4.2.2 النهج القائم على الإشارات :

خلافاً لهذه الطرق التقليدية قام نهج يعتمد على نمذجة الإشارات الناتجة عن عملية التشغيل.

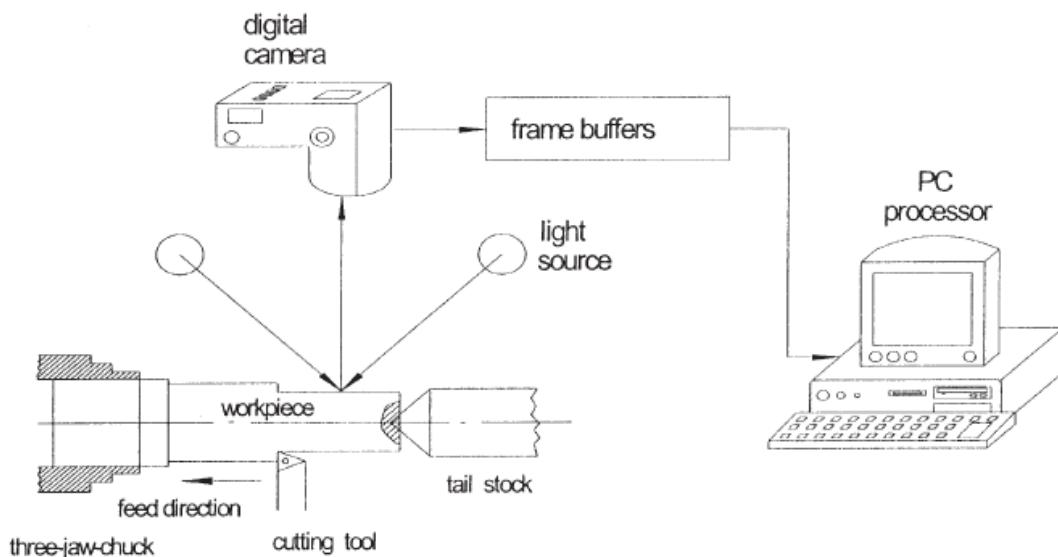
وهذه التقنيات تمتلك إمكانية المراقبة المباشرة على العملية ، وهي لا تعتمد على العلاقات الرياضية المعقدة، علاوة على ذلك فإنه يمكن تزويد تغذية خلفية عن حالة السطح إلى الآلة الرقمية من أجل تعديل بaramترات القطع خلال العملية مباشرة .
وتعتمد هذه المنهجية على الرؤية الصناعية، الإشارات الصوتية وفوق صوتية، الاهتزازات.[19].

1.4.2.2.1 الرؤية الصناعية:

(Lee 2001) اقترح استخدام تقنية الرؤية الصناعية لفحص خشونة السطح للقطعة المشغولة وذلك لعمليات خراطة مختلفة، ففي البداية يتم الحصول على صورة لسطح المشغولة باستخدام كاميرا رقمية ومن ثم يتم استخلاص الخواص من صورة السطح، واستخدمت شبكة كثيرة الحدود ذات نمذجة تكيفية ذاتية التنظيم لبناء العلاقة بين خصائص صورة

السطح وخشونة السطح الفعلية الناتجة عن الخراطة، وكنتيجة فإن خشونة السطح للمشغولات يمكن أن يتتبأ بها وذلك إذا استطعنا أن نحصل على صورة السطح المشغل وشروط القطع .

والشكل (34-1) يبين الشكل التخطيطي لنظام الرؤية الصناعية للتتبأ بخشونة السطح في عملية الخراطة .



الشكل (34-1) الشكل التخطيطي لنظام الرؤية الصناعية للتتبأ بخشونة السطح حيث يسلط مصدر ضوئي مناسب على المشغولة لتوضيح صورة السطح، وتؤخذ صورة السطح عن طريق الكاميرا ومن ثم تنقل الصورة إلى حاسب شخصي ويتم معالجتها والحصول على خواص صورة السطح، أي الحصول على الخشونة الحسابية Ga أما قيمة الخشونة السطحية Ra يتم قياسها بواسطة مقياس خشونة ، من ثم نستخدم الشبكة السابقة لتحديد العلاقة بين الخشونة الحقيقية والخشونة الحسابية .

والشبكة هي تقنية لمعالجة البيانات يتم فيها تحويل الأنظمة المعقدة إلى عناصر أبسط حيث تقسم المدخلات إلى مجموعات وتمرر عبر عقد وظيفية مستقلة ، وتقوم هذه العقد بتقدير الرقم المحدود للدخل بواسطة دالة ومن ثم تولد خرج يكون دخلاً لعقدة لاحقة في طبقة أخرى، وهذا تمثل هذه الشبكة عنصر ذكاء الآلة وتستخدم بشكل فعال كمتبيئ لتقدير المخرجات لأنظمة المعقدة .

لكن هذا النهج له بعض السلبيات فهناك بعض الإشارات الزائدة لا تحتاج إليها ، كما يوجد بعض أخطاء القياس والتي لا يمكن تجنبها ، مما يؤدي إلى التنبؤ الغير دقيق . كما أن تكاليف أجهزة القياس مرتفعة وتصميمها معقدة وبالتالي يجعل من هذه الطريقة غير مناسبة للتطبيق الصناعي خلال عملية التشغيل.[21]

1.4.2.2.2 الإشارات الصوتية وفوق الصوتية:

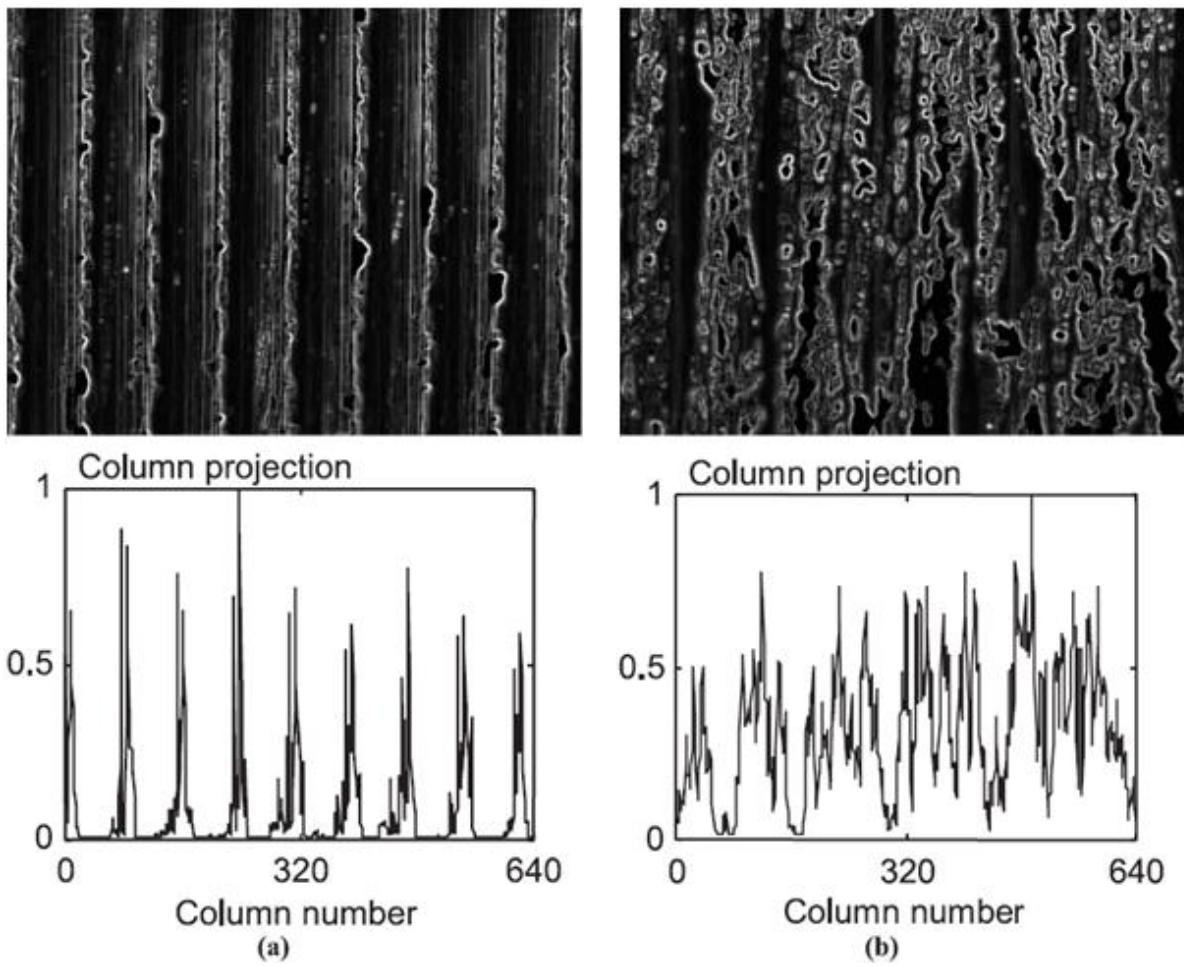
يمكن للعامل ذو الخبرة أن يكشف ببساطة عن كل الأداة وذلك بالاستماع إلى الصوت الناتج خلال عملية التشغيل وأيضاً بالفحص البصري لسطح القطعة المشغلة .
فهناك تطابق وثيق بين الخواص الهندسية لأداة القطع المهرئة أو الحاوية على التشققات الماكروية وبين الشكل الهندسي الناتج عن الأداة على سطح القطعة ، فالسطح المشغل هو انعكاس لشكل أداة القطع كما يعكس التغيرات الحجمية لشكل حافة القطع ، وتبعاً لسلوك

التذبذب فإن حدة الصوت الناتج خلال عملية التشغيل عن أداة جيدة يختلف عن حدة الصوت الناتج عن الأداة الكليلة .

(Mannan 2000) قام بدراسة العلاقة بين خشونة السطح المشغل وإشارة الصوت الناتجة عن عملية التشغيل واهتراء الأداة ،حيث يؤثر اهتراء الأداة بشكل مفاجئ على السطح المشغل وعلى الصوت الناتج.

أثناء عملية التشغيل وبعد كل شوط نقوم بتصوير سطح القطعة المشغلة كما يتم مراقبة اهتراء الأداة عن طريق ميكروскоп بصري،أما الصوت الناتج عن عملية القطع يتم أخذة بواسطة نظام صوتي رقمي .

تتشكل الأخدود الظاهرة على الصورة من الأداة خلال التشغيل الشكل (35-1,a) ،وعندما تصبح الأداة مهترئة تظهر الجزيئات المهترئة من السطح المشغل بشكل أكبر كما تصبح تمويجات السطح أكثر تعقيداً الشكل (35-1,b)، نلاحظ في الشكل أن المسافات المتساوية بالقلم تعود إلى علامات التغذية حيث الأخدود المتشكلة من تغذية أداة القطع تكون هي المسسيطرة على السطح وكلما أصبحت أداة القطع أكثر تشوهاً فإن مظهر السطح المشغل يختفي والأخدود الناتجة عن التغذية تصبح أقل سيطرة .



الشكل (35-1) الأخديد المتشكلة على السطح بسبب أداة التشغيل، a باستخدام أداة حادة، b باستخدام أداة مهترئة

يتم تحويل إشارات الصوت الناتج عن عملية التشغيل عن طريق معادلات رياضية ومن ثم مراقبة الكثافة الطيفية لطاقة الإشارة المقاومة وبالتالي مراقبة شروط الأداة . وتبين الدراسة أنه يمكن مراقبة شروط الأداة (أي التمييز بين الأداة الحادة من التالفة أو شبه التالفة) بنجاح عن طريق جمع البيانات المتحسسة بواسطة كاميرا CCD لتحليل الصورة ومايكروفون لتحليل الصوت .

في الواقع هذا النهج يمكن استخدامه فقط للتمييز بين ثلاثة مستويات لخشونة والتي تتوافق

مع ثلاث حالات للأداة وهي الحالات السابقة . [22]

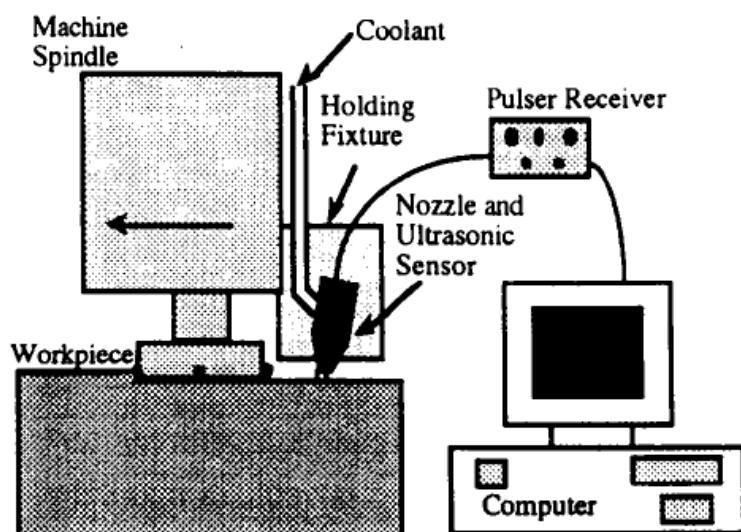
أما بخصوص التطبيقات باستخدام الأمواج فوق الصوتية فهناك عدد قليل من الدراسات في

هذا المجال .

(SCOTT 1994) استخدم هذه التقنية في عملية المراقبة والسيطرة على خشونة السطح ،

فبواسطة حساس فوق صوتي متصل مع كمبيوتر يتم إنتاج نبضة فوق صوتية والتي

تعكس بعد ذلك عن سطح قطعة التشغيل ومن ثم يتم قياس غزاره الإشارة .



الشكل (36-1)النظام المعتمد على تقنية الأمواج فوق صوتية

يتم في البداية إنشاء علاقة بين الخشونة الناتجة عن الحساس وبين التغذية حيث أجريت

عدة تجارب ورسم مخططات بين التغذية والخشونة الناتجة ومن ثم وضعت معادلة

رياضية تربط بين الخشونة المقاسة بالحساس فوق صوتي والتغذية من جهة وبين الخشونة المتنبأ بها.

ويبيّن الشكل (1-36) النظام المستخدم حيث يوجد لدينا فوهه تقوم ببث تيار ثابت من السائل الكافي والضروري من أجل الحساس فوق صوتي ، كما أن استخدام الماء أفضل من الهواء لنقل الأمواج فوق صوتية ، وتم تثبيت حساس على علبة عمود الدوران وبالقرب من نقطة التشغيل وذلك لتأمين القياس المباشر بعد التشغيل ، فور نتائج الخشونة المقاسة بواسطة حساس US على الخط مباشرة مع الخشونة الفعلية بعد تشغيل القطعة، وكانت النتائج متطابقة مما ضمن أن الحساس يقوم بالقياس الصحيح.

يتم قياس الخشونة عن طريق الحساس فوق صوتي وتنتقل الاشارة إلى حاسب شخصي، حيث يتم حساب الخطأ بين قيمة الخشونة هذه وبين الخشونة التصميمية ويتم تغيير التغذية ومن ثم إعادة تشغيل القطعة وهكذا حتى نصل إلى الخشونة المطلوبة، وبالتالي مكنا ذلك من التحكم بخشونة السطح على الرغم من تآكل الأداة.

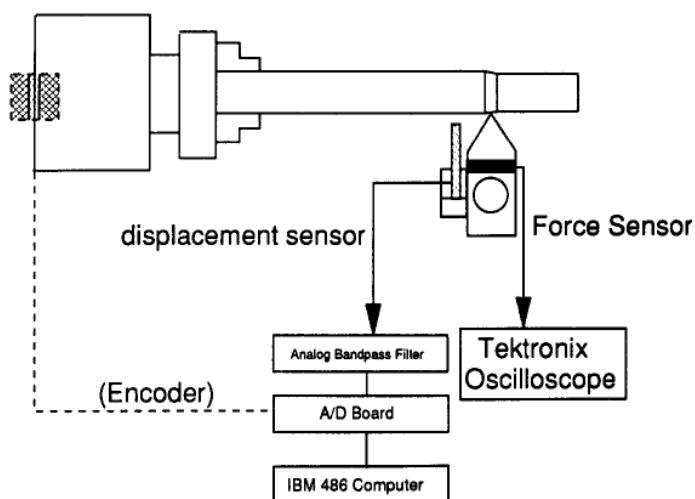
الميزة الأساسية لهذه الطريقة أنها لا تتأثر بسوائل القطع أو الرايش الناتج كما هو الحال

في تقنيات أخرى .[23]

1.4.2.2.3 الاهتزازات :

هناك الكثير من الدراسات حول الاهتزاز الصافي وحركة نبضات الاهتزاز ونمذجتها، فإشارات الاهتزاز يمكن أن تكون طريقة للنماذج للحصول على تعريف دقيق للبروفيل السطحي، فعن طريق دمج الاهتزاز مع بارامترات القطع اللازمة ، بارامترات هندسية ، حركة العملية ، خصائص أداة القطع ، يمكن الوصول إلى قياس نوعي وكمي لخشونة السطح .

فقد ركز (DONG YOUNG 1995) على تطوير تقنية قياس الخشونة مباشرة وذلك بدراسة تأثير اهتزازات القطع في الخراطة، أظهرت النتائج أن الخشونة السطحية ذات شكل متكرر على طول القطعة وذلك عند استخدام معدل تغذية منخفض، وعند معدل تغذية مرتفع فإنه يقارب التردد الطبيعي لمotor دوران المشغولة . ويبيّن الشكل (37-1) مخطط لهذا النظام .

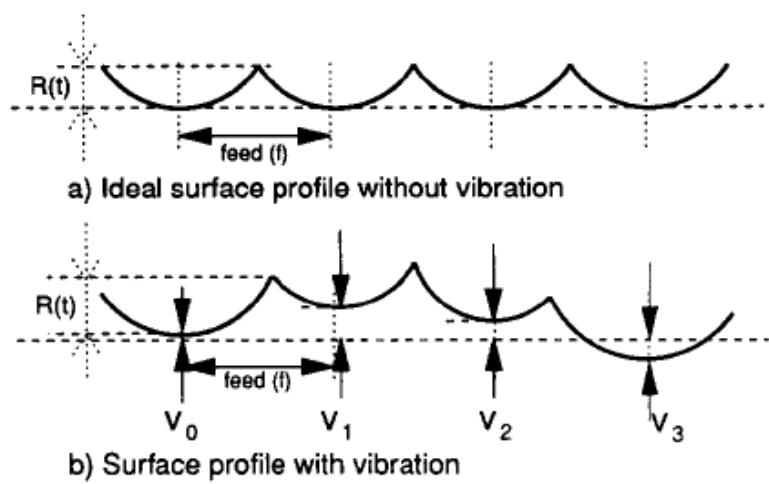


الشكل (37-1) مخطط لنظام المعتمد على إشارات الاهتزاز

حيث يوجد حساس إزاحة الكتروني يرتبط مع أداة القطع وذلك لالتقاط أي حركة نسبية بين الأداة والمشغولة خلال التشغيل، وتنقل إشارات الاهتزاز ويتم تحويلها إلى إشارات كهربائية عن طريق الحساس، وتفلتر هذه الإشارات ومن ثم تحول إلى قيم رقمية عن طريق لوحة A/D ، وبعدها تتم معالجتها على الحاسوب عن طريق خوارزمية وبالتالي حساب خشونة السطح المشغل دون الحاجة إلى إيقاف عملية التشغيل .

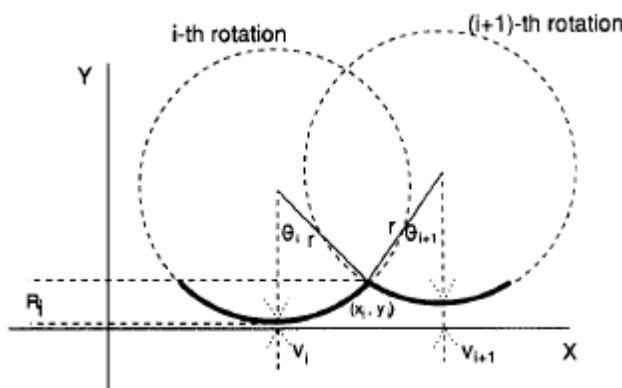
نحصل على الخشونة كنتيجة لتكرار حركة رأس أداة القطع على طول قطعة التشغيل خلال العملية ، وهذه الحركة النسبية ظاهرة معقدة إذ تعتمد على خصائص القطعة المشغولة ، شروط القطع ، اهتزاز الأداة، وتشكيل الرقاقة، كما أن بارامترات القطع من سرعة وتغذية وعمق قطعوتشكل الرايش والخصائص الديناميكية لهيكل الأداة الدوارة والقصافة غير المتجانسة للمشغولة تعد من العوامل الرئيسية والتي تؤثر على الاهتزاز النسبي العشوائي بين الأداة والمشغولة .

وبالتالي يمكن افتراض أن متوسط الخشونة هو نتيجة للتركيب بين البروفيل النظري(الناتج عن حركة العملية) والبروفيل التذبذبي (الناتج عن ديناميكية العملية)(الشكل (38-1).



الشكل (38-1) a) البروفيل النظري، b) البروفيل التذبذبي

يستخدم اختلاف المسافة بين الأداة والقطعة كمصدر لإنشاء البروفيل السطحي، ويبين الشكل أن سطح العينة يتغير تبعاً للاهتزاز النسبي ونصف قطر الأداة لأن الاهتزاز النسبي في الاتجاه القطري للمشغولة هو المسؤول عن شكل الخشونة السطحية، ويظهر الشكل (39-1) سطح المشغولة بين الدورة i والدورة $i+1$.



الشكل (39-1) سطح المشغولة الناتج بين الدورة i والدورة $i+1$

وبالتالي يمكن التعبير عن برو菲ل السطح لكل دورة بمعادلة رياضية ومن ثم يتم التوصل إلى علاقة بين الخشونة R_{max} وبين الاهتزاز النسبي، لكن سلبيات هذه الطريقة أنها تستخدم لالتقاط إزاحة المواد المغناطيسية فقط، وعليها تنظيف المسافة بين الحساس والمشغولة باستمرار (كاستخدام تيار هواء) لمنع حدوث خطأ بالإشارة.[24]

1.4.2.3 النهج القائم على الذكاء الصنعي:

تم تطبيق الذكاء الصنعي للتتبؤ بجودة السطوح من خلال تطوير نماذج للشبكات العصبية ANN، الخوارزميات الجينية، المنطق الضبابي والتي تحاكي الطريقة التي يقوم بها العقل البشري في معالجة المعلومات واتخاذ القرارات .

(Tsai 1999) طور نظام لتقدير الخشونة السطحية للقطع المفرزة آخذًا بعين الاعتبار تحقيق جودة السطح وزيادة معدل الإنتاج .

حيث استخدم حساس لقياس التسارع خلال عملية القطع لجمع قيم الاهتزاز ، وتم إدخال بيانات القطع من سرعة القطع ، معدل التغذية ، عمق القطع ومتسط الاهتزاز في الدورة إلى نموذج شبكة عصبية ذات أربع مدخلات وذلك للتتبؤ بالخرج وهو الخشونة السطحية.

وبيّنت النتائج أن الشبكة العصبية المستخدمة ذات دقة عالية للتتبؤ بالخشونة السطحية تحت شروط قطع مختلفة ، كما أن هذا النظام اقتصادي وقدر على التنبؤ بالخشونة

السطحية أثناء تشغيل القطعة ، ويکمن إعطاء تغذية راجعة للعامل عندما يتطلب الأمر ذلك لاتخاذ الإجراءات الازمة . [25]

استخدم ازدواج من الشبكة العصبية والخوارزمية الجينية للحصول على أفضل بارامترات قطع والتي تؤدي إلى أخفض خشونة ممكنة.

تم تدريب وختبار الشبكة ببرنامج الماتلاب واستخدم بارامترات القطع مثل سرعة القطع والتغذية وعمق القطع كدخل للشبكة أما الخرج فهو الخشونة السطحية ، بعد ذلك تم تزويد نتائج الشبكة إلى الخوارزمية الجينية وذلك من أجل الاختيار الأمثل لبارامترات القطع، ففي البداية نحدد المشكلة وهي :

ايجاد بارامترات القطع S, f , ضمن حدود بارامترات القطع المحددة .
تخفيض الخشونة R_a .

وتبدأ عملية حل مشكلة تحقيق الأمثلة عن طريق مجموعة الحلول المحتملة والتي يتم اختيارها بشكل عشوائي ، ثم يتم تطوير هذه الحلول عن طريق الانقسام ثم الاندماج مع حلول أخرى وهكذا حتى يتم الإبقاء على أفضل حل .

وفي النهاية تم تشغيل عدة تجارب بواسطة الفارزة وذلك باستخدام البارامترات التي تتبئنا بها باستخدام الخوارزمية الجينية ومن ثم قياس الخشونة الناتجة وكانت النتائج جيدة جداً . [26]

أنشأ نظام للتنبؤ بالخشونة السطحية في عملية الخراطة حيث (Abburi and Dixit 2006) استخدم كلاً من الشبكات العصبية والمنطق الضبابي ، تم تدريب الشبكة العصبية بحيث كان الدخل عبارة عن سرعة القطع ، التغذية ، عمق القطع، تسارع الاهتزاز القسري . وكان خرج الشبكة عدد من مجموعات البيانات التي تم تزويدها إلى المنطق الضبابي على شكل قواعد من (إذا كان – فإن)، وبواسطة المنطق الضبابي تم التنبؤ بالخشونة السطحية عن طريق إعطاء متغيرات القطع، وكذلك بطريقة عكسية يمكننا التنبؤ بمتغيرات القطع عن طريق إعطاء الخشونة السطحية.[27]

وبالنظر للدراسات السابقة نجد أن :

- الشبكات العصبية أكثر نجاحا إذا ما قورنت بالطرق التقليدية من حيث البساطة والسرعة والقدرة على التعلم من الأمثلة ، كما أنها لا تحتاج إلى الكثير من البيانات التجريبية .
 - إن البارامترات التي تؤثر على التباين بالخسونة باستخدام تقنية الشبكات العصبية هي سرعة القطع ومعدل التغذية وعمق القطع .
 - الشبكات العصبية قادرة على نمذجة الصيغ (تعلم العلاقات) (اللخطية بدون التعمق في الرياضيات المعقّدة .
 - إن الشبكات العصبية لا تحتاج إلى فرضيات مسبقة في شكل المعادلة التي تربط بين الدخل والخرج مثل (معادلات الخطية ، تربيعية ، أسيّة ، كثارات الحدود من درجة أعلى)
 - تم تطوير برمجيات متعددة تسمح ببناء شبكات عصبية مثل برنامج MATLAB والذى يمكن أن يستخدم بسهولة لتدريب واختبار بيانات القطع .
 - يمكن أن تسمح هذه البرمجيات بتحسين النموذج عن طريق إدخال بيانات دخل جديدة دون أن نعدل بنية النموذج الأساسية .
 - يمكن للباحث أن يقارن بين أداء مختلف خوارزميات التدريب للحصول على أدق نموذج قادر على التباين بالبارامترات المطلوبة .
- أما قيود الشبكات العصبية في نمذجة عمليات القطع فهي :
- من الضروري إجراء تجارب تطبيقية وذلك لخلق شبكة واقعية .
 - عمليات تكرار التدريب لتحسين أداء النموذج غير مضمون في بعض الحالات.

الفصل الثاني

الجزء العملي

مقدمة:

نظراً لما تتمتع به الشبكات العصبية من الميزات السابقة فمنا باستخدام هذه الشبكات في دراستنا لبناء نموذج ذكي قادر على نمذجة العلاقة بين خشونة السطح ومتغيرات القطع بالخرطة .

ولنمذجة هذه العلاقة قمنا باتباع الخطوات العلمية التالية:

- ١- تجهيز مجموعة من العينات ذات متغيرات قطع مختلفة وتشغيلها على المخرطة.
- ٢- قياس خشونة السطح للعينات المشغلة.
- ٣- نمذجة العلاقة بين خشونة السطح ومتغيرات القطع باستخدام الشبكات العصبية.
- ٤- تقييم النموذج المستخرج للتأكد من صحته.

وفي النهاية قمنا بمقارنة منحنيات النموذج المستخرج مع نظائرها المستخلصة من العلاقات النظرية.

2.1 تجهيز مجموعة من العينات ذات متغيرات قطع مختلفة وتشغيلها على المخرطة:

1.1.1 بارامترات القطع المستخدمة:

كما رأينا يوجد العديد من المتغيرات التي تؤثر على الخشونة السطحية ، ولكننا اقتصرنا في دراستنا على البارامترات التالية ، عمق القطع d ، معدل التغذية f ، سرعة الدوران S ، والتي تم دراستها ضمن المجال التالي الجدول(1-2) :

الجدول (1-2) بارامترات القطع المستخدمة في عملية الخراطة

جدول (1-2) بارامترات القطع المستخدمة في عملية الخراطة		
The depth ofcut (mm)	The cutting speed (m/min)	The feed rate (mm/rev)
0.5	100	0.10
1.0	150	0.15
1.5	200	0.2
2.0	250	0.3

تم تحديد البارامترات السابقة وذلك بالعودة إلى مخططات التشغيل المناسبة ، والتي تعطي قيم البارامترات حسب نوع المعدن المشغل ونوع أداة التشغيل الشكل (1-2).

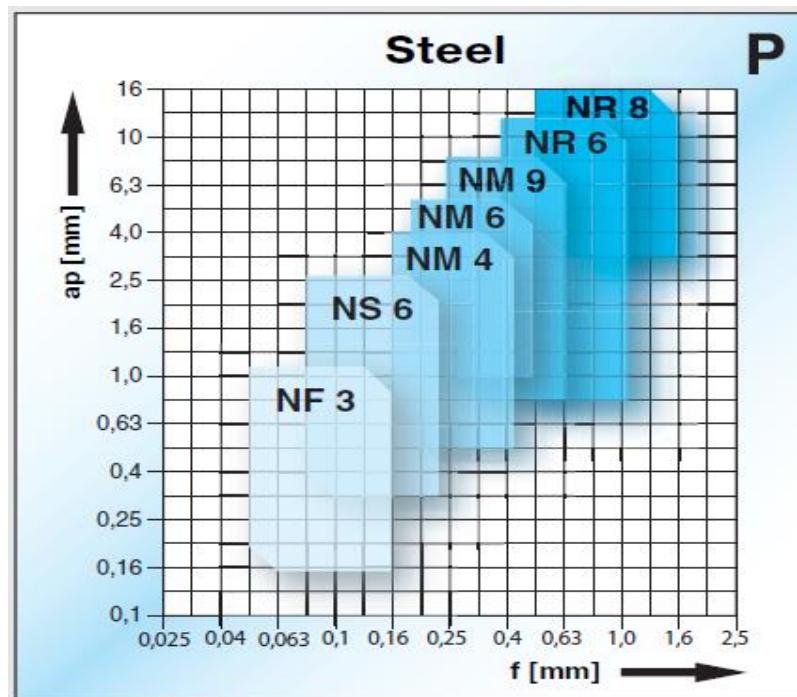
حيث يبين المخطط كيفية اختيار بارامترات التشغيل للفولاذ من النوع P وهو الفولاذ الكربوني الذي استخدمناه في دراستنا، ففي البداية نحدد أداة التشغيل المناسبة ومن ثم نقوم باختيار مجال التشغيل لكل من معدل التغذية وعمق القطع.

أما اختيار سرعة القطع وجدنا انه :

- إذا كانت سرعة القطع أكبر من 70 m/min ، فإن التأثير الناتج عن زاوية الجرف في الخشونة الناتجة سيكون معذوماً أما السرعات الأقل فإن تأثير زاوية الجرف سيكون كبيراً.

- زيادة سرعة القطع تؤدي إلى تخفيض تأثير تركيب المعدن والتحولات البنوية أثناء التشغيل على الخشونة الناتجة.

لذلك وجدنا أنه من الأفضل أن نأخذ سرعات قطع $< 70\text{ m/min}$ وبذلك نتخلص من تأثير زاوية الجرف ومن تأثير التحولات أثناء التشغيل على الخشونة الناتجة



الشكل (1-2) مخطط تشغيل لاختيار بارامترات القطع المناسبة تبعا لنوع المعدن وأداة التشغيل

في حين تم تثبيت كل الظروف الأخرى من (خواص أداة القطع ، خصائص العينة المختبرة ، الاهتزازات ...)، حيث أجريت جميع التجارب على نفس المخرطة واستخدمنا لذلك نفس المادة ونفس الأداة لجميع العينات المختبرة .

اخترنا مادة الفولاذ CK60 وهي من الفولاذ الكربوني لتشغيلها على المخرطة

، وهي ذات المواصفات التالية :

- التركيب الكيميائي الجدول(2-2).

- معامل المرونة $E=210 \text{ GPa}$

- الكثافة 7.85 g/cm^3

- متانة الشد 670 MPa

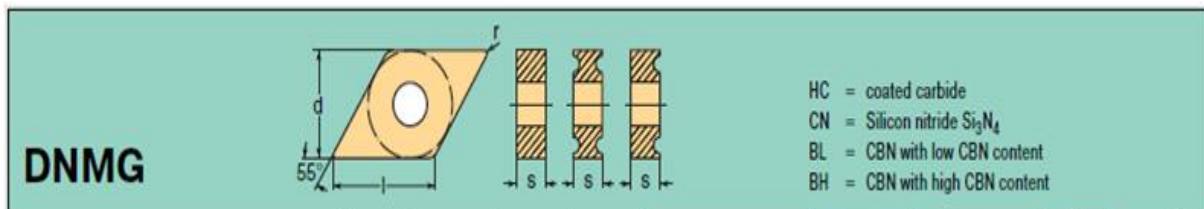
- القساوة $\text{HB} = 270$

الجدول(2-2) التركيب الكيميائي للمادة المستخدمة في التشغيل

Nearest SAE grade	DIN number	Composition, wt%					
		C	Si	Mn	P	S	Others
1055	1.1220, D55-3	0.53–0.58	0.10–0.30	0.30–0.70	0.030	0.030	...
1060	1.1221, Ck60	0.57–0.65	0.15–0.35	0.60–0.90	0.035	0.035	...
1059, 1064	1.1222, D63-3	0.60–0.65	0.10–0.30	0.30–0.70	0.030	0.030	...

1.1.2 أدلة القطع المستخدمة:

أما أداة القطع المستخدمة لإجراء التجارب فهي لقمة كربيدية ذات المواصفات المبينة في الشكل (2) وهي من النوع (wpp20 DNMG110408-NM4)



DNMG

HC = coated carbide
CN = Silicon nitride Si_3N_4
BL = CBN with low CBN content
BH = CBN with high CBN content

Designation	d mm	l mm	s mm	r mm	P				M				K				N		S	H	
					WPP 01 HC	WPP 05 HC	WPP 10 HC	WPP 20 HC	WPP 30 HC	WAM 10 HC	WAM 20 HC	WSM 30 HC	WAK 10 HC	WAK 20 HC	WAK 30 HC	WSN 10 HC	WSN 30 HC	WCB 30 BL	WCB 50 BH		
DNMG 110404 – NM 4	9.525	11.6	4.76	0.4			△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△			
DNMG 110408 – NM 4	9.525	11.6	4.76	0.8		△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△		
DNMG 110412 – NM 4	9.525	11.6	4.76	1.2		△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△		
DNMG 150604 – NM 4	12.7	15.5	6.35	0.4		△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△		
DNMG 150608 – NM 4	12.7	15.5	6.35	0.8		△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△		
DNMG 150612 – NM 4	12.7	15.5	6.35	1.2		△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△		
DNMG 150616 – NM 4	12.7	15.5	6.35	1.6		△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△	△		

الشكل (2) مواصفات اللقمة الكربيدية المستخدمة في التشغيل

أجريت التجارب على مخرطة CNC في مخبر التصنيع بمساعدة الحاسوب (CAM) الموجود في كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية .

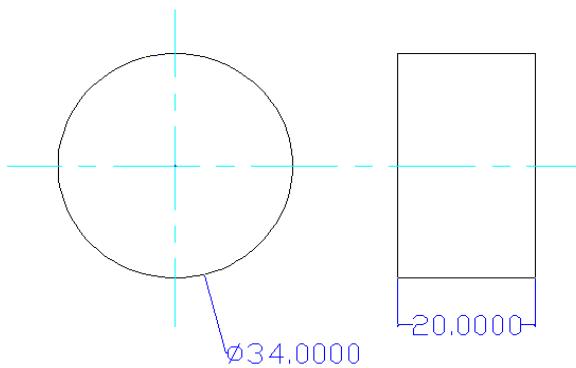
1.1.3 العينات وإجراء الخراطة:

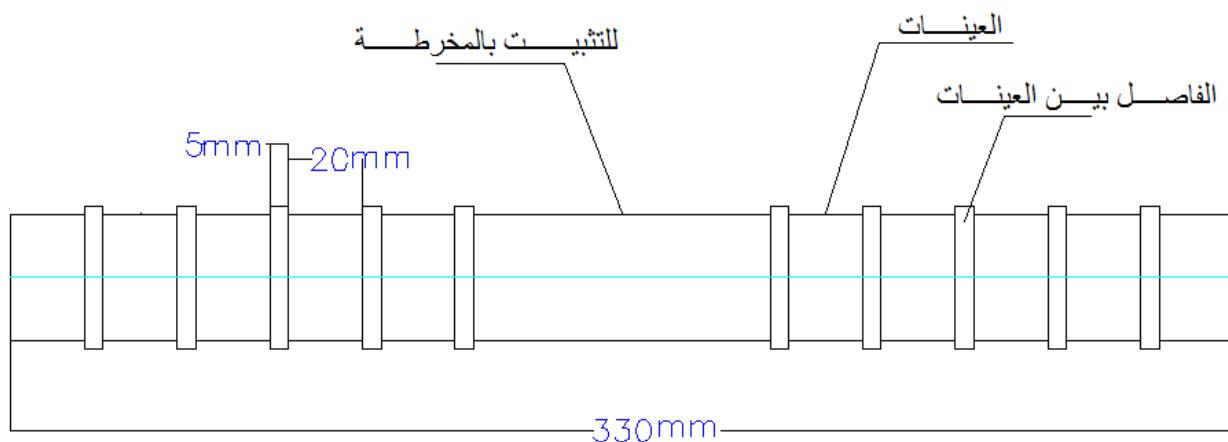
من أجل التشغيل على المخرطة قمنا بجلب قضيب الفولاذ ذو الطول 33cm وثبتاه من المنتصف ، وأجرينا تشغيل عشر عينات عليه أي خمس عينات من كل طرف كما في الشكل (3).



الشكل (3-2) شكل العينة التي تم تشغيلها على المخرطة

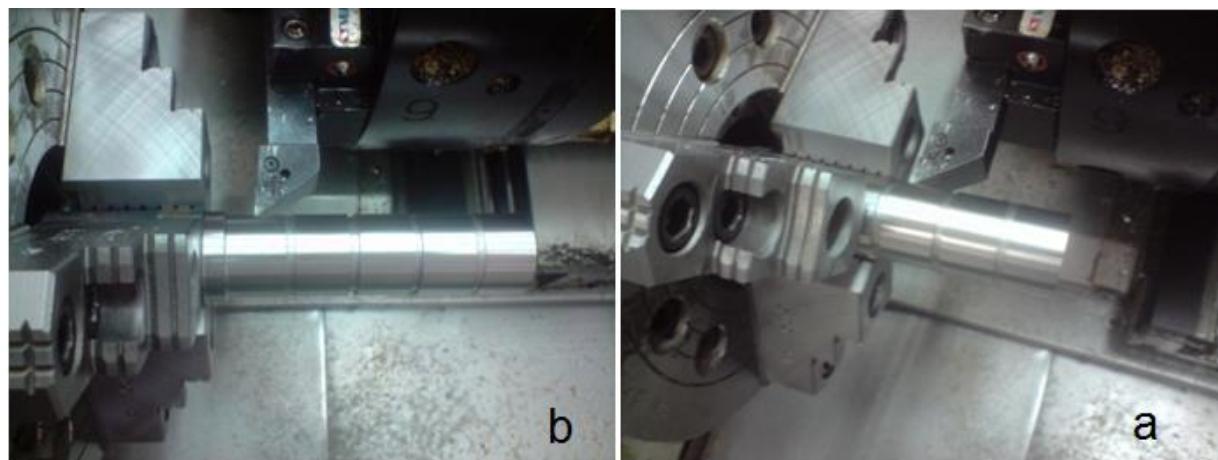
حيث تكون أبعاد كل عينة $20 \times 34 \text{ mm}$ كما في الشكل (2-4)، وقمنا باختيار القطر الابتدائي للقضيب $D=35 \text{ mm}$ وأجرينا عملية مسح جانبي ووجهي له بعمق قطع 0.5 mm وبالتالي أصبح القطر الابتدائي 34 mm ، وكل عينة طولها 2 cm والفرق بين عينة وأخرى 0.5 cm ، وتم اختيار هذه الأبعاد بالرجوع إلى المقالات العلمية.





الشكل (4-2)(أبعاد العينة)

بعد تثبيت القضيب كما في الشكل(5-2,a) قمنا بتشغيل ثلاث عينات ببرنامج واحد . ثم قمنا مرة أخرى بإخراج القضيب ومن ثم تثبيته وخراطة عينتين آخرتين على نفس الجهة وذلك ببرنامج آخر كما في الشكل(5-2,b)، حيث تم إدخال هذه البرامج مباشرة على مخرطة CNC عن طريق الحاسوب المربوط بها.



الشكل (2-5)تثبيت العينة في المخرطة وإجراء التشغيل عليها

وجدنا أن هذه الطريقة أفضل لتقليل الاهتزازات ما أمكن ، لأنه عندما نقوم بخراطة خمس عينات مباشرة بثبيت واحد فإن الاهتزاز في العينات الطرفية يكون أكبر منه في العينات القريبة من فك التثبيت وبالتالي يؤثر ذلك على دقة النتائج.

قمنا بإجراء ٦٠ عملية خراطة مختلفة على ٦٠ عينة ، حيث كل عينة تختلف عن الأخرى بشروط القطع $f = S/d$ ، ولضمان دقة النتائج قمنا بإعادة كل تجربة مرة أخرى، وبالتالي حصلنا على ١٢٠ عينة وكل عينتان منها تشتريكان بنفس الشروط.

١.٤.١ برامج التشغيل:

فيما يلي نموذج عن البرامج المكتوبة بلغة G-cod والتي تم كتابتها على ملف نصي ومن ثم تم إدخالها إلى مخرطة CNC عن طريق الحاسب المربوط بها.

وهذا البرنامج المدرج من أجل تشغيل أول خمس عينات على الطرف الأول للقضيب الأول، حيث تم كتابة ٤٨ برنامج لجميع العينات لكل قضيب ٤ برامج، وتحتاج هذه البرامج عن بعضها بقيمة متغيرات القطع الثلاث من عميق قطع وسرعة دوران ومعدل تغذية.

البرنامج الأول لخراطة ثلاث عينات

البرنامج الثاني لخراطة عينتين

%	%
O0074	O0074
G53G00X0Z0	G53G00X0Z0
G00X35.Z2.	G00X35.Z2.
M04S1447	M04S1447
G99	G99
F0.2	F0.2
M08	M08
G01X33.	G01X33.
G01Z-20.5	G01Z-20.5
X35 .	X35 .
Z-22.5	Z-22.5
M04S1447	M04S1447
F0.3	F0.3
G01X33.	G01X33.
G01Z-43.5	G01Z-43.5
X35 .	X35 .
Z-45.5	Z-45.5
M04S1930	M04S1930
F0.1	F0.1
G01X33.	G01X33.
G01Z-66.5	G01Z-66.5
X35 .	X35 .
M30	M30

2.2 قياس خشونة السطح للعينات المشغلة:

بعد إجراء عملية الخراطة لجميع العينات قمنا بقياس قيمة الخشونة السطحية لها

وذلك باستخدام جهاز قياس الخشونة Hand – held Roughness Tester TR200

الشكل (6-2) الموجود في مخبر الاختبارات الالاتلافية.

تم قياس الخشونة لكل عينة ثلاثة مرات في أماكن مختلفة على سطح العينة ومن

ثم أخذنا المتوسط الحسابي لهذه القيم .



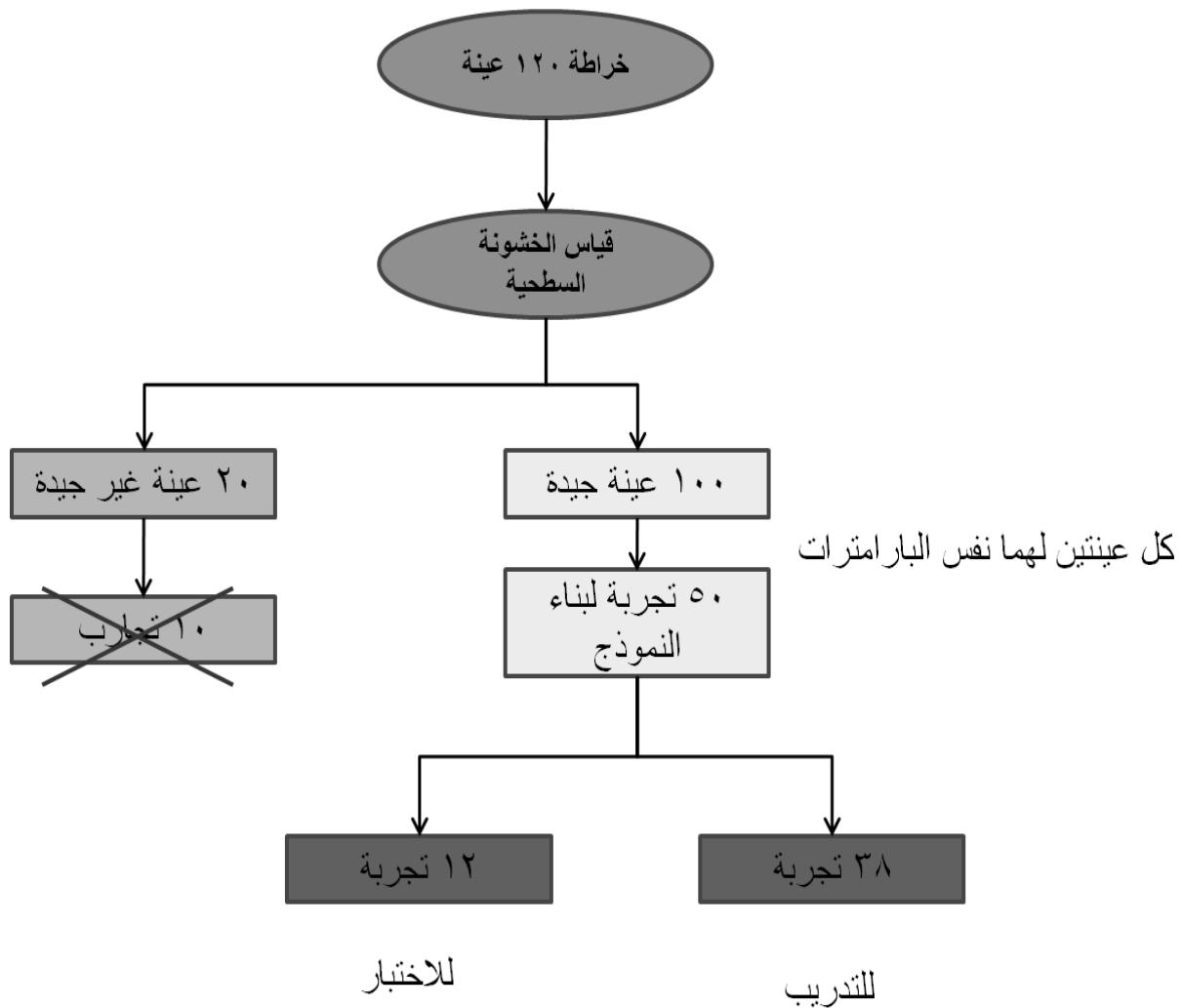
الشكل (6-2) جهاز قياس الخشونة

بعد أن قمنا بخراطة ١٢٠ عينة فولاذية على المخرطة ومن ثم أجرينا عملية قياس للخشونة السطحية لهذه العينات، قمنا بمقارنة النتائج بين كل عينتين لهما نفس البارامترات ولاحظنا أنه يوجد مئة عينة تطابقت فيها قيمة الخشونة لكل عينتين، أي كل عينتين لهما نفس البارامترات كان لهما نفس قيمة الخشونة السطحية، بينما العشرين عينة المتبقية لم تتطابق فيها قيمة الخشونة لكل عينتين وكانت النتائج بعيدة.

وبما أن كل عينتين متطابقتين بالبارامترات حصلنا بالنهاية على ٥٠ تجربة مختلفة من المئة عينة، هذه التجارب الخمسين استخدمناها في بناء النموذج الذكي، بينما العشرين عينة نتج عنها ١٠ تجارب غير جيدة النتائج قمنا بإلغائهما وذلك لضمان دقة النموذج الذكي.

أما التجارب الجيدة المستخدمة في بناء النموذج قمنا بتقسيمها إلى قسمين أحدهما ثمان وثلاثون تجربة من أجل تدريب نموذج الشبكة العصبية، والآخر اثنتا عشرة تجربة من أجل اختبار هذا النموذج.

ويبيّن المخطط (7-2) فرزاً لهذه العينات المشغلة.



الشكل (2-7) مخطط بيّن فرز العينات بعد تشغيلها

التشغيل من سرعة وتجذية وعمق قطع وقيم الخشونة لثلاث التي حصلنا عليها.

الجدول رقم العينة وبارامترات التشغيل الثلاث التي خضعت لها خلال عملية

قمنا بإدراج النتائج التي حصلنا عليها ضمن الجدول التالي (3-2) حيث يضم هذا

الجدول(2-3)قيم الخشونة السطحية للمعينات المختبرة

specimens	Depth of cut (mm)	Cutting speed (m/min)	Feed rate (mm/rev)	Surface roughness		
				Rm (μm)	Rz (μm)	Ra (μm)
1	0.5	100	0.15	3.83	5.5	1.01
3	0.5	100	0.3	12.84	12.22	2.81
4	0.5	150	0.1	4.78	4.22	0.67
5	0.5	150	0.15	6.66	6.09	1.05
6	0.5	150	0.2	7.22	7.26	1.35
7	0.5	150	0.3	11.64	11.11	2.12
8	0.5	200	0.1	5.07	4.51	0.71
11	0.5	200	0.3	13.1	11.94	2.76
13	0.5	250	0.15	6.28	5.29	1.03
14	0.5	250	0.2	7.3	6.69	1.21
15	0.5	250	0.3	12.57	11.92	2.37
16	1	100	0.1	11.69	6.86	1.11
18	1	100	0.3	16.73	15.63	2.48
19	1	150	0.15	6.19	5.41	0.93
20	1	150	0.2	8.95	8.15	1.43
21	1	150	0.3	17.8	15.05	2.49
22	1	150	0.1	3.7	3.22	0.52
23	1	200	0.15	6.99	6.28	1.02
24	1	200	0.2	8.85	8.16	1.49
25	1	200	0.3	16.03	14.85	2.33
26	1	200	0.1	6.02	4.88	0.61

27	1	250	0.15	6.66	6.08	1.24
28	1	250	0.2	10.17	9.2	1.6
29	1	250	0.3	17.51	16.42	3.26
30	1.5	250	0.1	8.53	7.62	1.22
31	1.5	100	0.2	11.73	10.59	1.78
32	1.5	100	0.3	16.39	15.17	2.78
33	1.5	100	0.1	7.54	6.44	1
34	1.5	150	0.15	7.73	6.86	1.23
35	1.5	150	0.2	10.61	10.23	1.79
36	1.5	150	0.3	14.59	13.86	2.77
37	1.5	150	0.1	4.86	3.73	0.56
38	1.5	200	0.15	5.36	5.05	1.05
39	1.5	200	0.2	8.57	7.8	1.46
40	1.5	200	0.3	16.32	15.01	2.44
45	2	250	0.1	11.2	10.11	1.8
46	2	100	0.15	11.21	9.41	1.77
47	2	100	0.2	15.84	8.52	1.89
48	2	100	0.3	10.73	9.83	2.33
49	2	150	0.1	6.84	6.26	0.58
50	2	150	0.15	12.37	11.82	1.34
51	2	150	0.2	12.62	11.87	2.23
53	2	200	0.1	4.21	3.95	0.73
54	2	200	0.15	8.1	7.47	1.18
55	2	200	0.2	8.99	8.44	1.67
56	2	200	0.3	17.26	16.12	2.82
57	2	250	0.1	6.42	4.37	0.68

58	2	250	0.15	6.42	5.61	1.08
59	2	250	0.2	8.42	7.98	1.51
60	2	250	0.3	16.5	15.59	2.92

2.3 نمذجة العلاقة بين خشونة السطح ومتغيرات القطع باستخدام الشبكات

العصبونية:

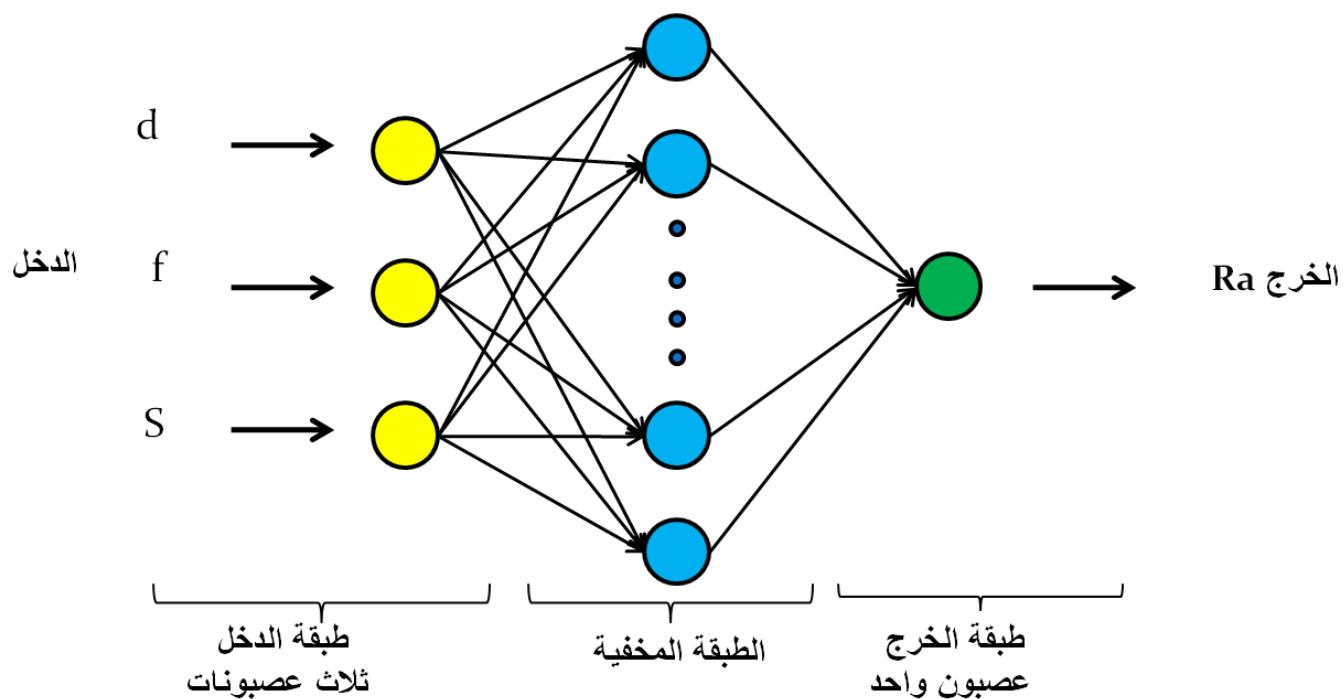
قمنا في هذه الدراسة باستخدام الشبكات العصبونية لبناء النموذج الذكي القادر على تقدير قيمة خشونة السطح المشغل.

2.3.1 إنشاء الشبكة العصبونية:

هذه الشبكة العصبونية متعددة الطبقات أمامية التغذية الشكل (8-2) وتتألف من ثلاثة طبقات وهي طبقة الدخول وطبقة الخرج وطبقة المخفية، يختلف عدد عصبونات الدخول حسب المسالة المدروسة وهنا احتجنا في دراستنا إلى إدخال ثلاثة معطيات وهي التغذية والعمق والسرعة أي ثلاثة عصبونات $d S f$.

أما الطبقة التي تليها فهي الطبقة المخفية والتي تتتألف من عدد من العصبونات تتحدد خلال التدريب بحيث يتم اختيار أقل عدد من العصبونات القادر على تحقيق الدقة المطلوبة، كما تتصل جميع عصبونات طبقة الدخول بجميع عصبونات طبقة الخرج عن طريق وصلات لها أوزان محددة.

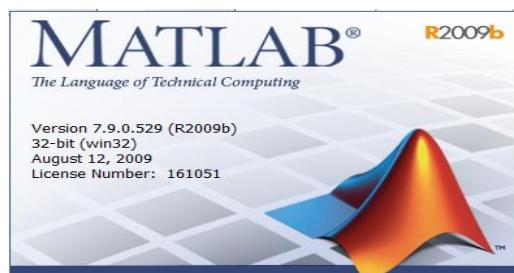
الطبقة الثالثة هي طبقة الخرج وتتألف من عصبون واحد وهو يمثل قيمة الخشونة السطحية R_a ويرتبط هذا العصبون بكل عصبيونات الطبقة السابقة.



الشكل (8-2) أجزاء الشبكة العصبية

تم إنشاء هذه الشبكة العصبية باستخدام برنامج MATLAB للشبكات العصبية الشكل

(9-2)



الشكل (9-2) واجهة برنامج MATLAB

2.3.3 شرح عن عمل الشبكة العصبية:

كما ذكرنا سابقا أنه تم إدخال ٣٨ تجربة مختلفة من حيث بارامترات القطع d في بناء الشبكة العصبية كفئة تدريب، حيث تشكل قيم f S d مصفوفة الدخل P ، وقمنا بإدخال قيم الخشونة السطحية التي قمنا بقياسها لهذه العينات على شكل مصفوفة هدف T ، أما توابع التفعيل المستخدمة فمن أجل الطبقة المخفية استخدمنا تابع التفعيل الثنائي Tansig ومن أجل عصبونات طبقة الخرج استخدمنا لها تابع التفعيل الخطى Purlin، وتم استخدام الأوزان بشكل عشوائى بحيث يتم تعديلها خلال التدريب تبعاً للخوارزمية المستخدمة، واستخدمنا خوارزمية التدريب Levenberg-Marquardt backpropagation وهو نوع من خوارزميات الانتشار العكسي السابق ذكرها وتعتبر هذه الخوارزمية من أسرع خوارزميات الانتشار العكسي وينصح بها كخيار أول كما أنها لا تحتاج إلى ذاكرة كبيرة كما في خوارزميات الأخرى، وتعتمد هذه الخوارزمية على طريقة التدريب بنمط تصحيح الخطأ وفق قيمة Mean Square Error (mse) وهو متوسط مربع الخطأ ويبين الشكل (10-2) مواصفات خوارزمية التدريب المستخدمة.

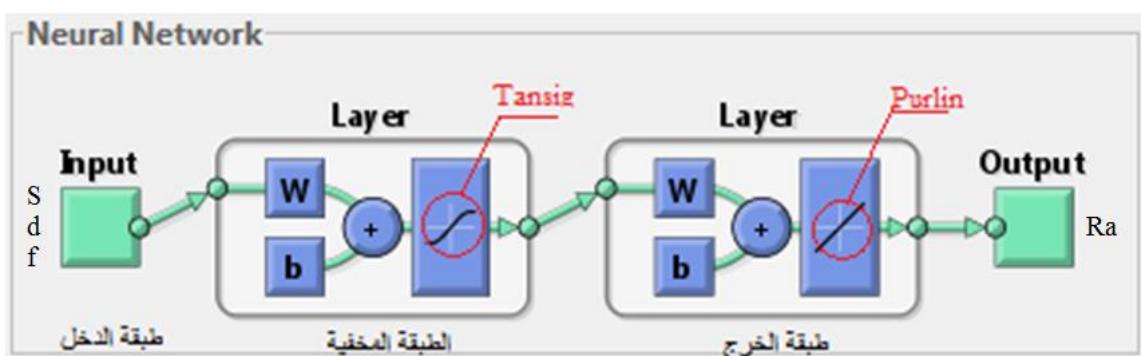
Algorithms

Training:	Levenberg-Marquardt (trainlm)
Performance:	Mean Squared Error (mse)
Data Division:	Random (dividerand)

الشكل (10-2) مواصفات خوارزمية التدريب

بعد كتابة البرنامج على الماتلاب قمنا بتشغيله أي تدريب الشبكة العصبية وما يحدث أثناء التدريب مبين بالشكل (11-2).

في البداية يتم إدخال قيمة كل من S , d , f لأول تجربة على طبقة الدخل للشبكة وتقوم عصبونات هذه الطبقة بنقل قيمة كل دخل إلى عصبونات الطبقة التالية المخفية، يتم ضرب كل قيمة دخل واردة إلى عصبونات الطبقة المخفية بأوزان الوصلات ومن ثم جمع نواتج الضرب جميعها، بعدها يتم إخضاع النتيجة إلى تابع التحويل الثنائي فيعطي هذا التابع خرجا يكون دخلا لجميع عصبونات الطبقة التالية وهي طبقة الخرج، وتم نفس العملية في طبقة الخرج لكن مع استخدام تابع خطى والخرج الناتج عن عصبون الخرج هو عبارة عن قيمة الخشونة السطحية R_a لأول تجربة، بعد ذلك يتم حساب الخطأ بين النتيجة والخرج المطلوب وبعدها تنتشر إشارة الخطأ في الشبكة بشكل عكسي ويتم تعديل الأوزان ومرة أخرى تجرى عملية التدريب أي تطبق الخوارزمية حتى نصل إلى قيمة خطأ مقبولة.



الشكل (11-2) عملية تدريب الشبكة العصبية

وهنا تكون الشبكة قد دربت على أول تجربة ويتم تدريب الشبكة على جميع التجارب المتبقية، أثناء تدريب الشبكة يتم تحديد عدد عصبونات الطبقة المخفية وبدأنا بثلاث عصبونات ثم قمنا بزيادة العدد للاحظنا أنه كلما ازداد عدد هذه العصبونات أدى إلى انخفاض قيمة الخطأ بين الخرج والناتج المطلوب إلى أن وصلنا إلى ١٨ عصبون وبعد هذا العدد فإن زيادة العصبونات لا تؤدي إلى انخفاض قيمة الخطأ، في النهاية حصلنا على شبكة عصبية مدربة ولكل عصبون فيها مصفوفة أوزان نهائية.

2.4 تقييم النموذج المستخرج للتأكد من صحته:

2.4.1 تقييم الشبكة العصبية المدربة:

بعد إجراء عملية التدريب قمنا بإدخال بارامترات القطع الثلاث f_S كمدخلات

على الشبكة فاعطتنا الشبكة قيمة الخشونة السطحية R_a كقيمة خرج.

قمنا بمقارنة الخرج الناتج عن الشبكة العصبية (ANNOOutput) مع الخرج

المطلوب (النتائج التجريبية Experimental) وذلك لعينات التدريب الـ 38، وتمت

المقارنة برسم المخطط التالي شكل (12-2)، تم الرسم بواسطة برنامج الماتلاب

حيث يتم برمجة رسم هذا المخطط ضمن البرنامج المدرج سابقاً.

ويبيّن المخطط قيمة الخشونة السطحية لكل عينة من عينات التدريب، حيث يمثل

المحور X رقم عينات التدريب من 1 إلى 38 أما المحور Y فيمثل قيمة الخشونة

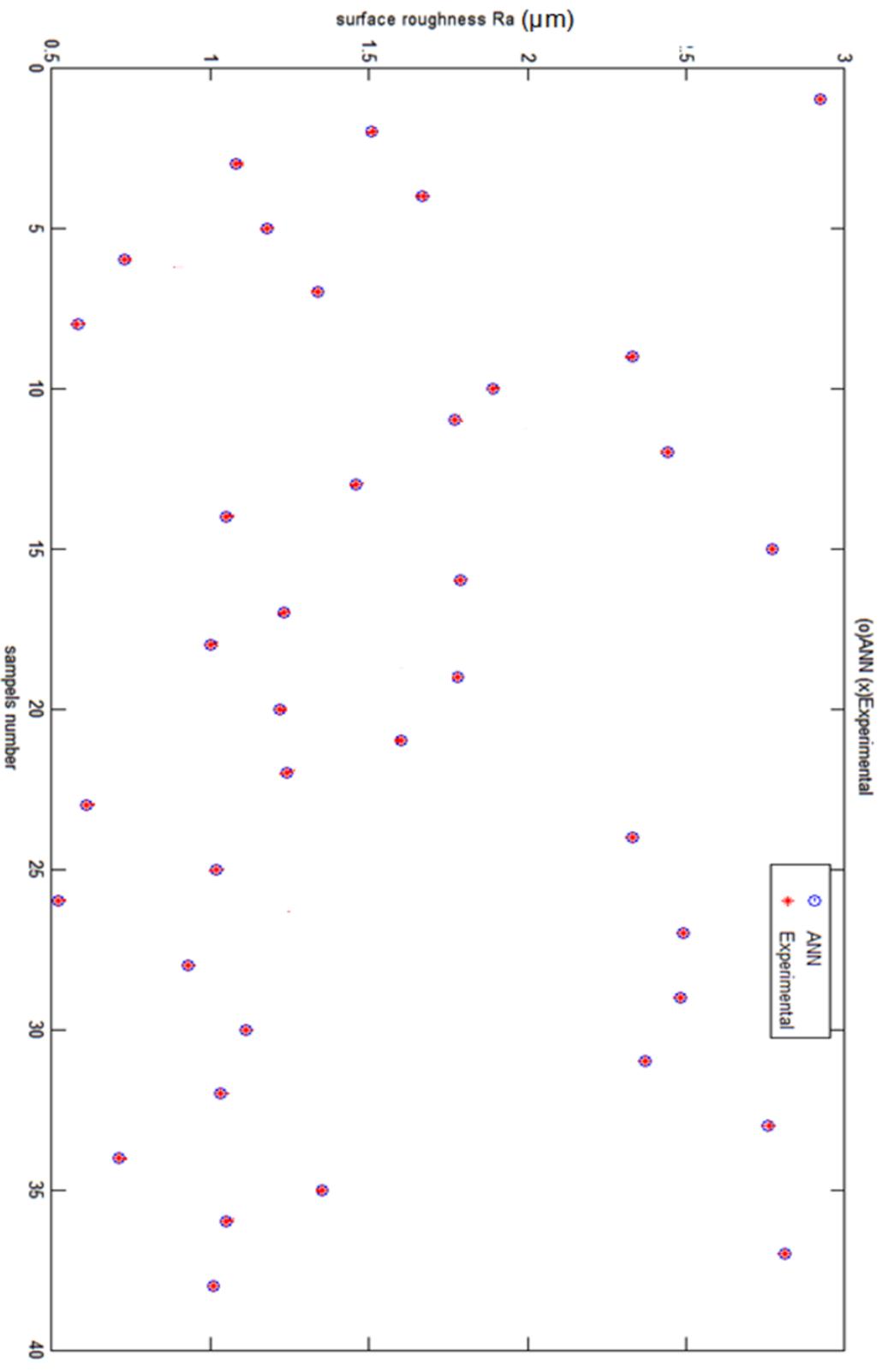
السطحية R_a لكل عينة منها، تظهر النقاط الحمراء بالشكل + وهي القيم التجريبية

الحقيقية أما النقاط الزرقاء 0 فهي خرج الشبكة العصبية، نلاحظ من المخطط

انطباق تام بين جميع القيم المتوقعة والمطلوبة وهذا يعني أن الشبكة العصبية

قادرة على التنبؤ بدقة بقيمة الخشونة السطحية التي ستنتج عند إدخال بارامترات

قطع f_S من فئة التدريب، وإعطاء نفس القيمة الحقيقية R_a المطلوبة.



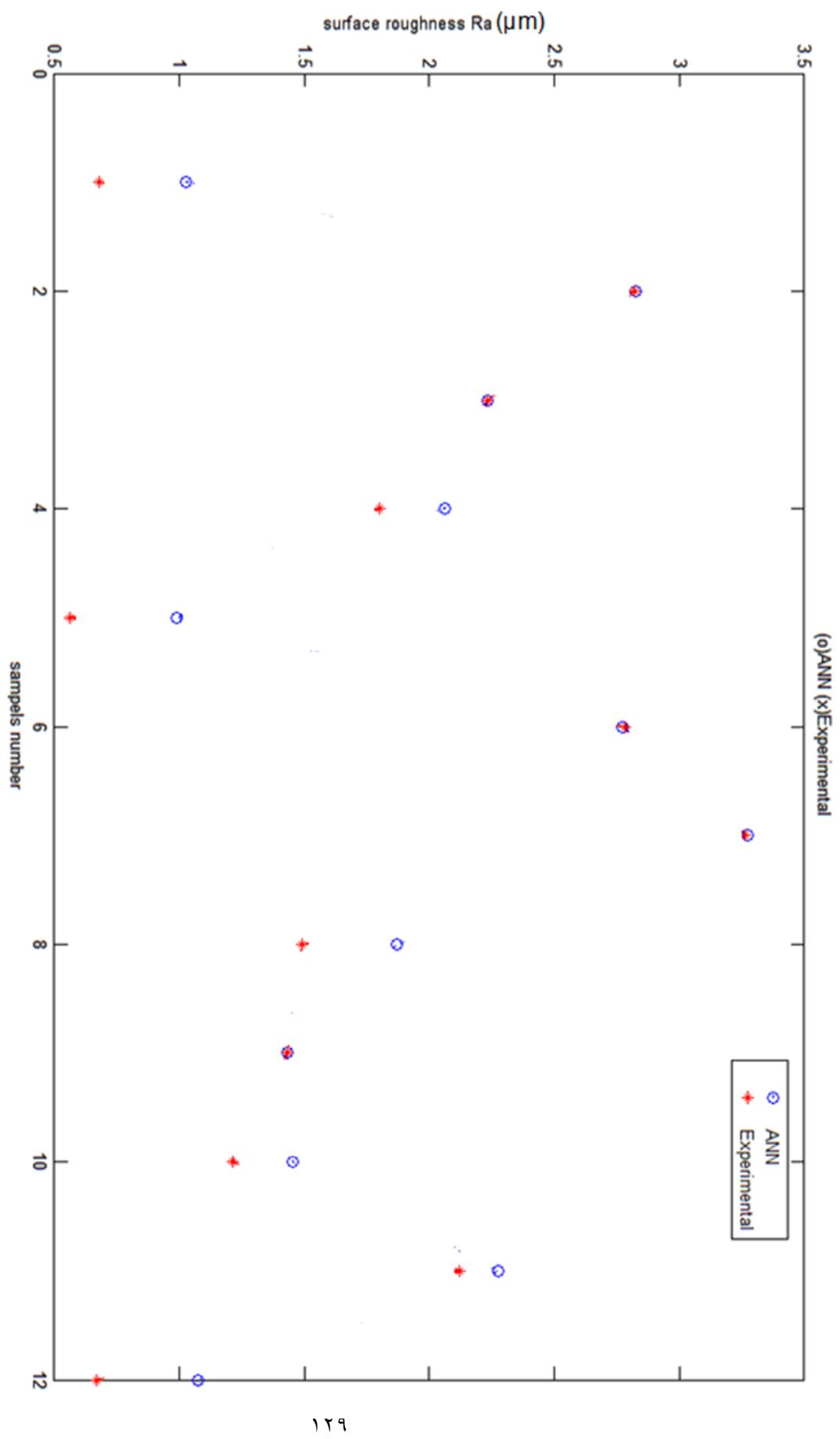
الشكل (12-2) مقارنة الخرج الناتج عن الشبكة العصبية (ANNOutput) مع الخرج المطلوب (نتائج التجريبية Experimental) (مع عينات التدريب

2.4.2 اختبار الشبكة العصبية المدربة:

بعد أن قمنا بتقييم النموذج الذي توصلنا إليه قمنا باختبار هذا النموذج، حيث استخدمنا العينات المتبقية وهي ١٢ عينة لاختبار كفاءة الشبكة وقدرتها على التنبؤ وهذه العينات لم ندخلها في فئة التدريب، قمنا بإدخال قيم البارامترات S_d لفئة الاختبار كدخل جديد للشبكة فأعطت الشبكة الخرج الموافق لهذا الدخل وهو قيم الخشونة R_a .

قمنا أيضاً بمقارنة الخرج الناتج عن الشبكة العصبية (ANNOutput) مع الخرج المطلوب (النتائج التجريبية Experimental) وذلك لعينات الاختبار ١٢، وتمت المقارنة برسم المخطط التالي شكل(2-13)، وتم الرسم أيضاً باستخدام برنامج الماتلاب.

ويبيّن المخطط قيمة الخشونة السطحية لكل عينة من عينات الاختبار ١٢، حيث يمثل المحور X رقم عينات الاختبار من ١ إلى ١٢ أما المحور Y فيمثل قيمة الخشونة السطحية لكل عينة منها، حيث تظهر النقاط الحمراء ذات الشكل + وهي القيم التجريبية الحقيقية أما النقاط الزرقاء ذات الشكل o فهي خرج الشبكة العصبية، نلاحظ من المخطط انطباق بين بعض القيم المتوقعة والمطلوبة، وبعض النقاط كان هناك فرق بينها بما لا يتجاوز النصف ميكرون، وهذا يعني أن الشبكة العصبية قادرة على التنبؤ بقيمة خشونة سطحية قريبة من القيم الحقيقية.



الشكل (13-2) مقارنة الخرج الناتج عن الشبكة العصبية (ANNOutput) مع الخرج المطلوب (النتائج التجريبية) لعينات الاختبار

2.5 العلاقة بين الخشونة السطحية ومتغيرات القطع الثلاث :

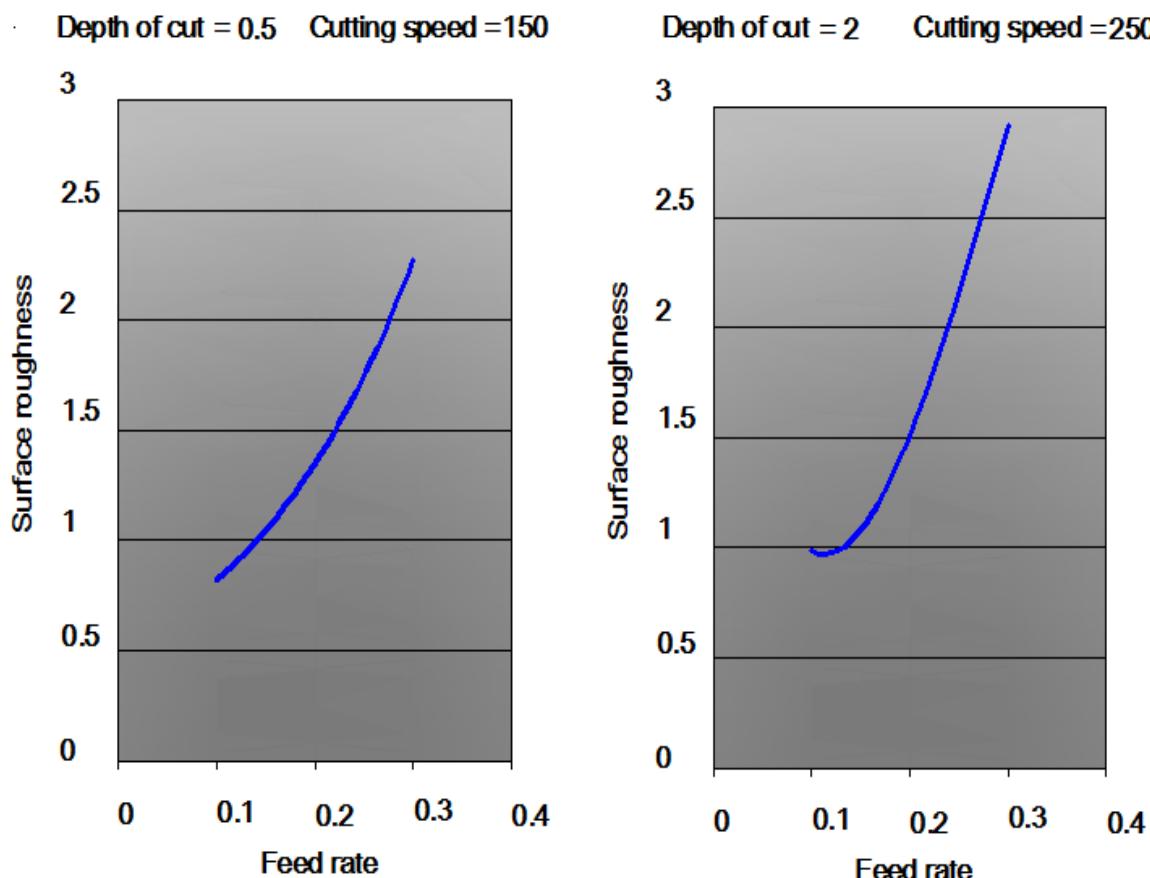
لتمثيل العلاقة بين الخشونة السطحية ومتغيرات القطع الثلاث من سرعة دوران ومعدل تغذية وعمق قطع قمنا برسم العلاقة بين الخشونة R_a وكل متغير على حده بحيث ثبّتنا المتغيرين الآخرين.

2.5.1 العلاقة بين الخشونة السطحية ومعدل التغذية:

رسمنا المخطط بين معدل التغذية والخشونة السطحية التي تتأتّب بها الشبكة العصيوبنية وقمنا بثبّيت المتغيرين الآخرين وهمما عمّق القطع وسرعة الدوران وذلك لحالتين مختلفتين الشكل (2-14).

ففي الحالة الأولى قمنا بثبّيت سرعة القطع على قيمة 150m/min وعمق القطع على قيمة 0.5mm ، أما في الحالة الثانية قمنا بثبّيت سرعة القطع على قيمة 250m/min وعمق القطع على قيمة 2mm ، يمثل المحور X قيمة معدل التغذية والمحور Y يمثل الخشونة السطحية R_a ، نلاحظ من المخطط أن قيمة الخشونة السطحية تزداد بشكل كبير كلما ازداد معدل التغذية، وهذا يدل على أن معدل التغذية بارامتر مهمٌّن ذو تأثير كبير على الخشونة السطحية إلا أنه ذو تأثير سلبي، أي انه كلما زدنا من معدل التغذية لإزالة أكبر قدر ممكّن من المعدن

وبالتالي زيادة معدل الانتاج إلا أن ذلك ينعكس سلبا على جودة المنتج بسبب ارتفاع الخشونة السطحية.

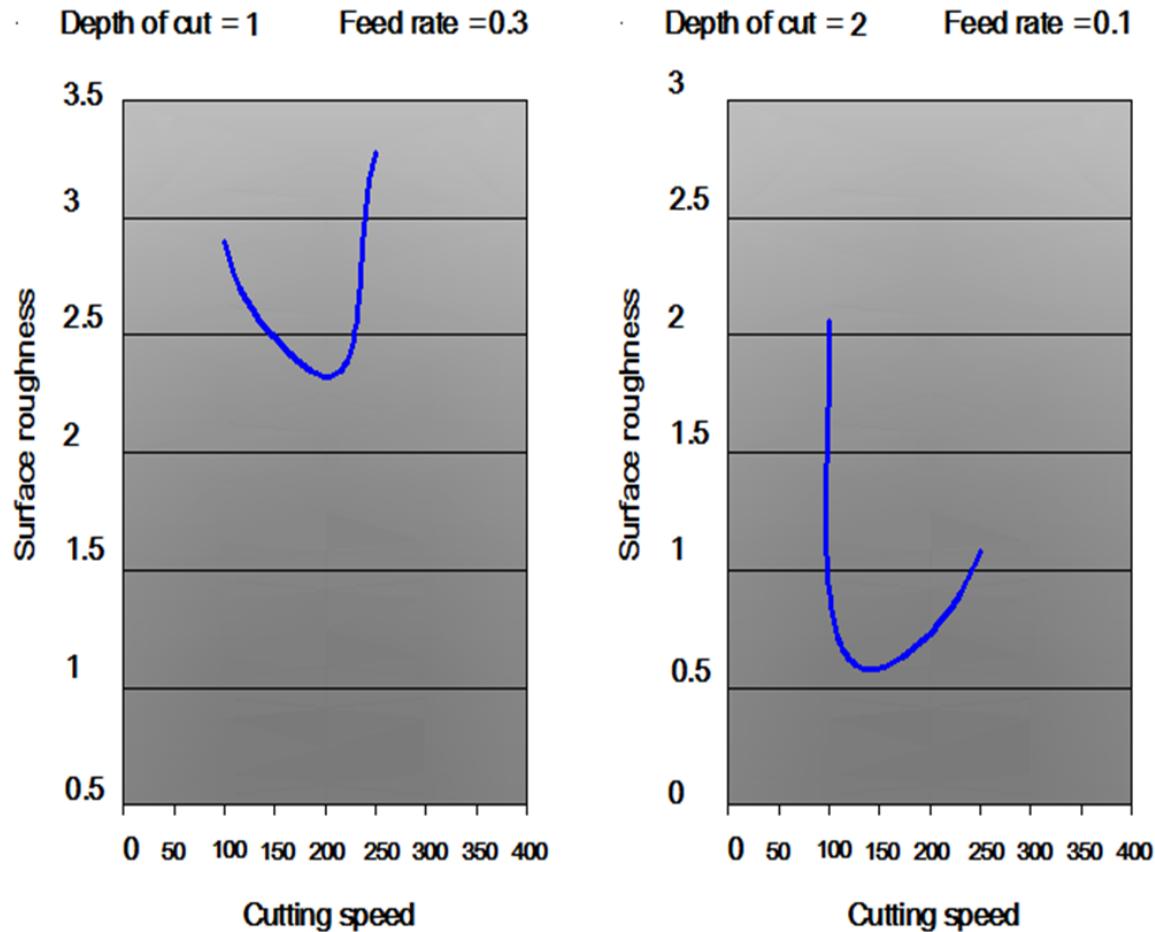


الشكل (14-2) مخطط يبين العلاقة بين الخشونة السطحية مع معدل التغذية وذلك بثبات كلا من سرعة

القطع والعمق

2.5.2 العلاقة بين الخشونة السطحية وسرعة الدوران:

كما رسمنا المخطط بين سرعة الدوران والخشونة السطحية التي تنبأ بها الشبكة العصبية وقمنا بتثبيت المتغيرين الآخرين وهو عمق القطع ومعدل التغذية وذلك لحالتين مختلفتين أيضاً الشكل (15-2).



الشكل (15-2) مخطط يبين العلاقة بين الخشونة السطحية مع سرعة القطع وذلك بثبات كلا من معدل التغذية والعمق

ففي الحالة الأولى قمنا بثبيت معدل التغذية على قيمة 0.3mm/rev وعمق القطع على قيمة 1mm ، أما في الحالة الثانية قمنا بثبيت معدل التغذية على قيمة 0.1mm/rev وعمق القطع على قيمة 2mm ، يمثل المحور X قيمة سرعة القطع والمحور Y يمثل الخشونة السطحية Ra ، نلاحظ من المخطط أن العلاقة بين الخشونة والسرعة علاقة متغيرة، وفي الحالة الأولى عندما كانت سرعة القطع

كانت قيمة الخشونة السطحية مقاربة إلى ٣ ميكرون وبعدها كلما ازدادت سرعة القطع أدى إلى انخفاض قيمة الخشونة السطحية وذلك حتى قيمة حدية عند سرعة دوران مقاربة 200m\min وعندما كانت قيمة الخشونة أقل ما يمكن 2.3 ميكرون، وبعدها فإن ازدياد سرعة القطع يصبح ذو تأثير عكسي ويؤدي إلى ازدياد قيمة الخشونة السطحية فعندها وصلنا إلى قيمة سرعة قطع 250m\min.

أما في الحالة الثانية عندما كانت سرعة القطع 100m\min كانت قيمة الخشونة السطحية مقاربة إلى ٢ ميكرون وبعدها كلما ازدادت سرعة القطع أدى إلى انخفاض مفاجئ في قيمة الخشونة السطحية وذلك حتى قيمة حدية أيضا ولكن عند سرعة قطع مقاربة إلى 140m\min وعندما كانت قيمة الخشونة أقل ما يمكن 0.6 ميكرون، وبعدها فإن ازدياد سرعة القطع يصبح ذو تأثير عكسي ويؤدي إلى ازدياد قيمة الخشونة السطحية أيضا فعندها وصلنا إلى قيمة سرعة قطع 250m\min.

وبالنتيجة يدلنا هذا على أن سرعة الدوران لها قيمة حدية جيدة تعطي أكبر قدر ممكن من إزالة المعدن أي زيادة في معدل الانتاج مع الحصول على أقل خشونة ممكنة. ونلاحظ أيضاً اختلاف بين هذا المخطط والمخطط المبين

بالشكل(15-1) وكلاهما يدرس تأثير سرعة القطع في خشونة السطح المشغل إلا أنه في المخطط السابق استخدمت أداة من فولاذ سريع القطع Hss وبالتالي يظهر تأثير الحد المترافق عند السرعات الأقل من 70mm/min أماهنا استخدمنا لقمة كربيدية لا يظهر فيها حد مترافق أثناء التشغيل وبالتالي اختلف سلوك المنحنيين.

2.5.3 العلاقة بين الخشونة السطحية وعمق القطع:

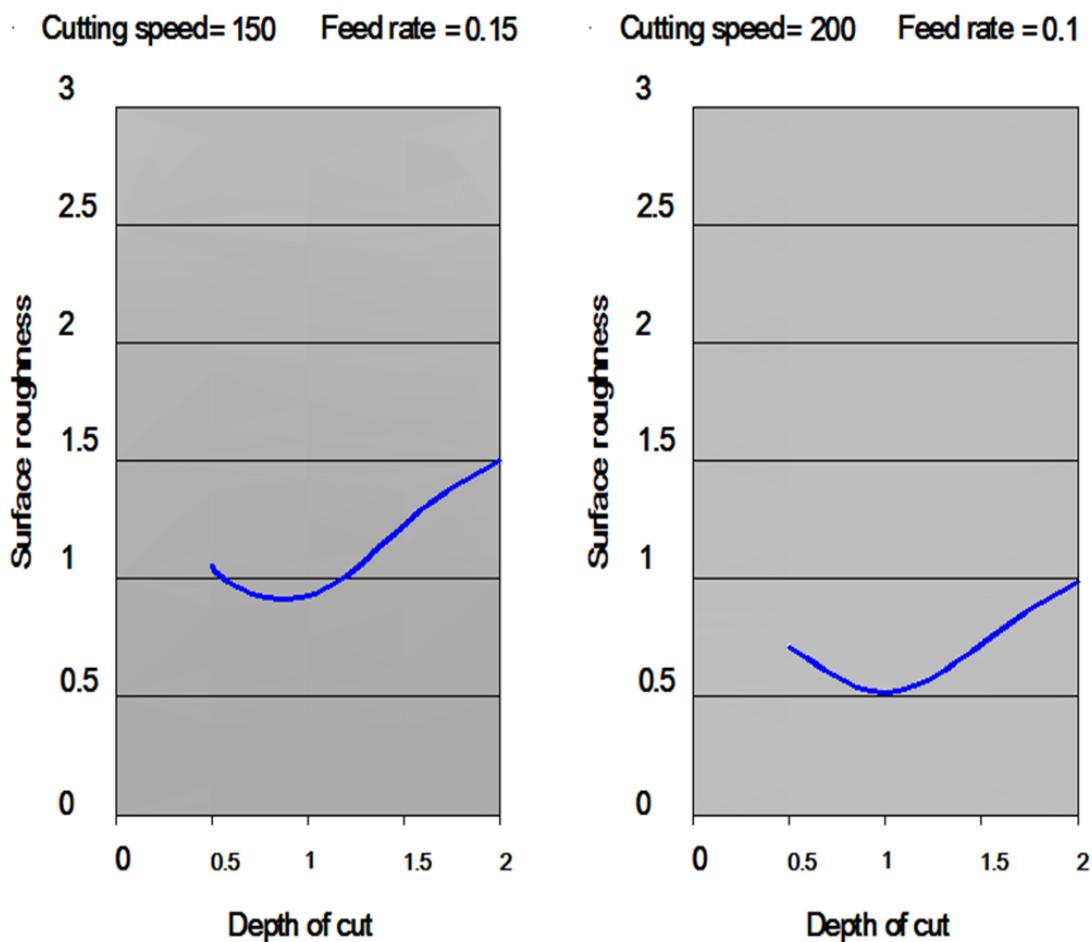
ورسمنا أيضاً المخطط بين عمق القطع والخشونة السطحية التي تتبّأّت بها الشبكة العصبونية وقمنا بثبيت المتغيرين الآخرين وهما سرعة القطع ومعدل التغذية وذلك لحالتين مختلفتين أيضاً الشكل(2-16).

ففي الحالة الأولى قمنا بثبيت معدل التغذية على قيمة 0.15mm\rev وسرعة القطع على قيمة 150m\min ، أما في الحالة الثانية قمنا بثبيت معدل التغذية على قيمة 0.1mm\rev وسرعة القطع على قيمة 200m\min، يمثل المحور X قيمة عمالقطع والمحور Y يمثل الخشونة السطحية Ra.

نلاحظ من المخطط أن العلاقة بين الخشونة وعمق القطع أيضاً علاقة متغيرة، ففي الحالة الأولى عندما كان عمق القطع 0.5mm كانت قيمة الخشونة السطحية مقاربة إلى 1 ميكرون وبعدها كلما ازداد عمق القطع أدى إلى انخفاض طفيف

في قيمة الخشونة السطحية وذلك حتى قيمة حدية عند عمق قطع 1mm وعندما

كانت قيمة الخشونة أقل ما يمكن 0.8 ميكرون.



الشكل (2-16) مخطط يبين العلاقة بين الخشونة السطحية مع العمق وذلك بثبات كلا من معدل التغذية

والعمق

وبعدما فإن ازدياد عمق القطع يصبح ذو تأثير عكسي ويؤدي إلى ازدياد قيمة

الخشونة السطحية ولكن ليس بشكل كبير فعندما وصلنا إلى قيمة عمق قطع 2mm

ازدادت قيمة الخشونة السطحية حتى 1.5 ميكرون.

أما في الحالة الثانية عندما كان عمق القطع 0.5mm كانت قيمة الخشونة السطحية مقاربة إلى 0.7 ميكرون وبعدها كلما ازداد عمق القطع أدى إلى انخفاض طفيف في قيمة الخشونة السطحية وذلك حتى قيمة حديه أيضا ولكن عند عمق قطع 1mm وعندما كانت قيمة الخشونة أقل ما يمكن 0.5 ميكرون، وبعدها فإن ازدياد عمق القطع يصبح ذو تأثير عكسي ويؤدي إلى ازدياد قيمة الخشونة السطحية أيضا ولكن ليس بشكل كبير فعندما وصلنا إلى قيمة عمق قطع 2mm ازدادت قيمة الخشونة السطحية حتى 1 ميكرون.

وعلى العموم نجد أن عمق القطع لا يترك أثراً كبيراً على خشونة السطح المشغل، وبالرغم من تغير عمق القطع كان تغير الخشونة السطحية ضمن مجال مقارب إلى نصف الميكرون.

6.2 مقارنة النموذج المستنجد مع العلاقات النظرية:

قمنا بمقارنة نموذج الشبكة العصبية الذي توصلنا إليه والقادر على التنبؤ بالخشونة السطحية للعينات المشغلة بالخراطة مع العلاقة النظرية المستخدمة والتي تربط بين الخشونة السطحية مع التغذية ونصف قطر الأنف.

$$R_a = \frac{f^2}{31.3 \times r} \times 1000 \quad (13)$$

وتمت المقارنة عن طريق الحساب ورسم المنحنيات.

2.6.1 مقارنة النموذج المستخرج مع العلاقات النظرية حسابياً:

استخدمنا للمقارنة الحسابية قيمة Mean Square Error (mse) وهو متوسط مربع الخطأ

والذي يعطى بالعلاقة التالية :

$$mse = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q e(k)^2 = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q (T(k) - O(k))^2 \quad (14)$$

حيث: T_k هي القيمة الفعلية للخشونة الناتجة عن التجارب.

O_k هي قيمة الخشونة المتتبأ بها عن طريق الشبكة العصبية [28].

قمنا بحساب متوسط مربع الخطأ بين القيمة الفعلية والقيمة المتتبأ بها وذلك

لنموذج الشبكة العصبية وكان مساوياً إلى :

$$mse1 = 6.37\%$$

بينما كان متوسط مربع الخطأ بين القيمة الفعلية والقيمة الناتجة عن العلاقة

النظرية وكان مساوياً إلى :

$$mse2 = 14.77\%$$

وبالمقارنة نجد أن نموذج الشبكة العصبية يعطي متوسط مربع خطأ أقل مما

تعطيه العلاقة النظرية، أي أن النموذج قادر على أن يعطي قيم متتبأ بها للخشونة

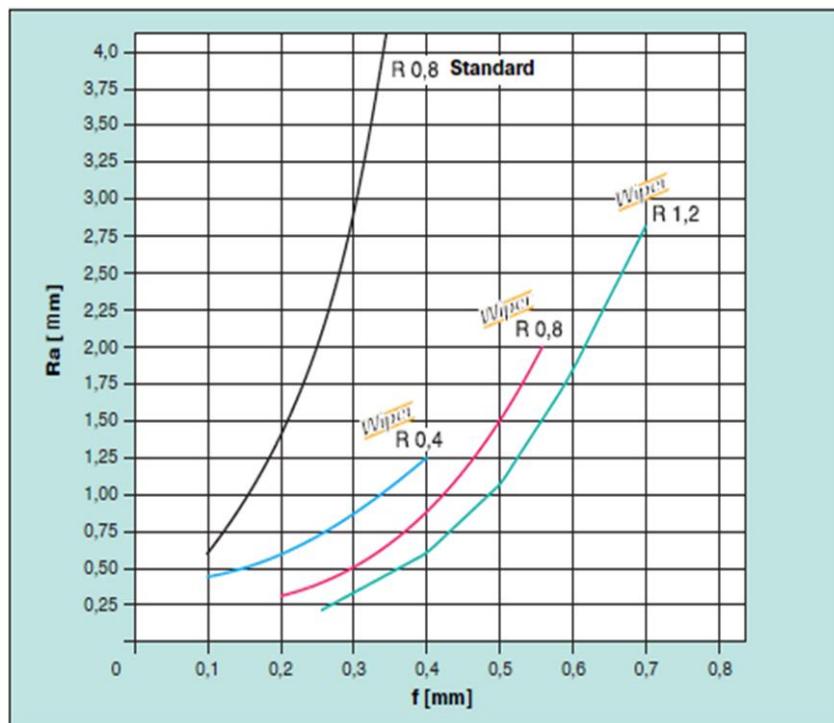
السطحية أقرب للقيم الفعلية التجريبية وأكثر دقة من القيم التي تعطيها العلاقة النظرية السابقة.

2.6.2 مقارنة منحنيات النموذج المستخرج مع نظائرها المستخلصة من العلاقات

النظرية:

قمنا بمقارنة نموذج الشبكة العصبية الذي أنشأناه مع كل من العلاقة النظرية السابقة ومع القيم الفعلية التجريبية، وذلك برسم العلاقة بين الخشونة السطحية ومعدل التغذية .

ويبين المخطط (2-17) العلاقة النظرية بين معدل التغذية والخشونة السطحية وذلك حسب اختلاف نصف قطر أنف أداة التشغيل، قمنا باستخدام المنحني ذو نصف قطر الأنف $R=0.8$ وهي الأداة المستخدمة في دراستنا وهو المنحني المبين باللون الأسود.



الشكل (2-17) المخطط النظري بين معدل التغذية والخشونة السطحية

رسمنا هذا المنحني النظري Theoretical و المنحني الناتج عن التجارب Experimental و المنحني الناتج عن الشبكة العصبية ANN على نفس المخطط وذلك من أجل إجراء المقارنة بينهم، و قمنا بتثبيت كل من البارامترین العمق و سرعة الدوران و رسمنا العلاقة بين التغذية والخشونة السطحية لثلاث حالات مختلفة.

و يبين المخطط (2-18) المنحنيات الثلاث، رسمنا المنحني الناتج عن نموذج الشبكة العصبية باللون الأزرق و المنحني التجاري باللون الأصفر أما منحني العلاقة النظرية فهو باللون الحمر.

ففي الحالة الأولى قمنا بتنبيت سرعة القطع على قيمة 150m/min وعمق القطع على قيمة 0.5mm ، أما في الحالة الثانية قمنا بتنبيت سرعة القطع على قيمة 200m/min وعمق القطع على قيمة 1mm ، أما في الحالة الثالثة قمنا بتنبيت سرعة القطع على قيمة 250m/min وعمق القطع على قيمة 2mm ، يمثل المحور X قيمة معدل التغذية والمحور Y يمثل الخشونة السطحية Ra .

نلاحظ في الحالات الثلاث أن المنحنيين باللون الأصفر والأزرق وهما منحني الشبكة العصيوبنية ومنحني القيم الحقيقية يتقاربان بشكل كبير ويوجد العديد من النقاط المشتركة بينهما أي يوجد انطباق شبه تام بين المنحنيين. كما أن ميل منحني الشبكة العصيوبنية له تقريرا نفس ميل منحني القيم الحقيقية.

بينما نلاحظ أن المنحني باللون الأحمر وهو منحني العلاقة النظرية له نفس سلوك منحني القيم الحقيقية أي تزداد قيم الخشونة السطحية بزيادة التغذية، إلا أنه لا يتطابق معه في النقاط كما أن ميل هذا المنحني الأحمر يختلف عن ميل المنحنيين الآخرين ويشترك معهما في قيمة واحدة للتغذية وكلما ازدادت قيمة التغذية عن هذه النقطة أو نقصت أدى إلى ابتعاد منحني العلاقة النظرية عن المنحني الحقيقي أي ابتعدت قيم الخشونة التي تعطيها العلاقة النظرية عن القيم الحقيقة التجريبية .

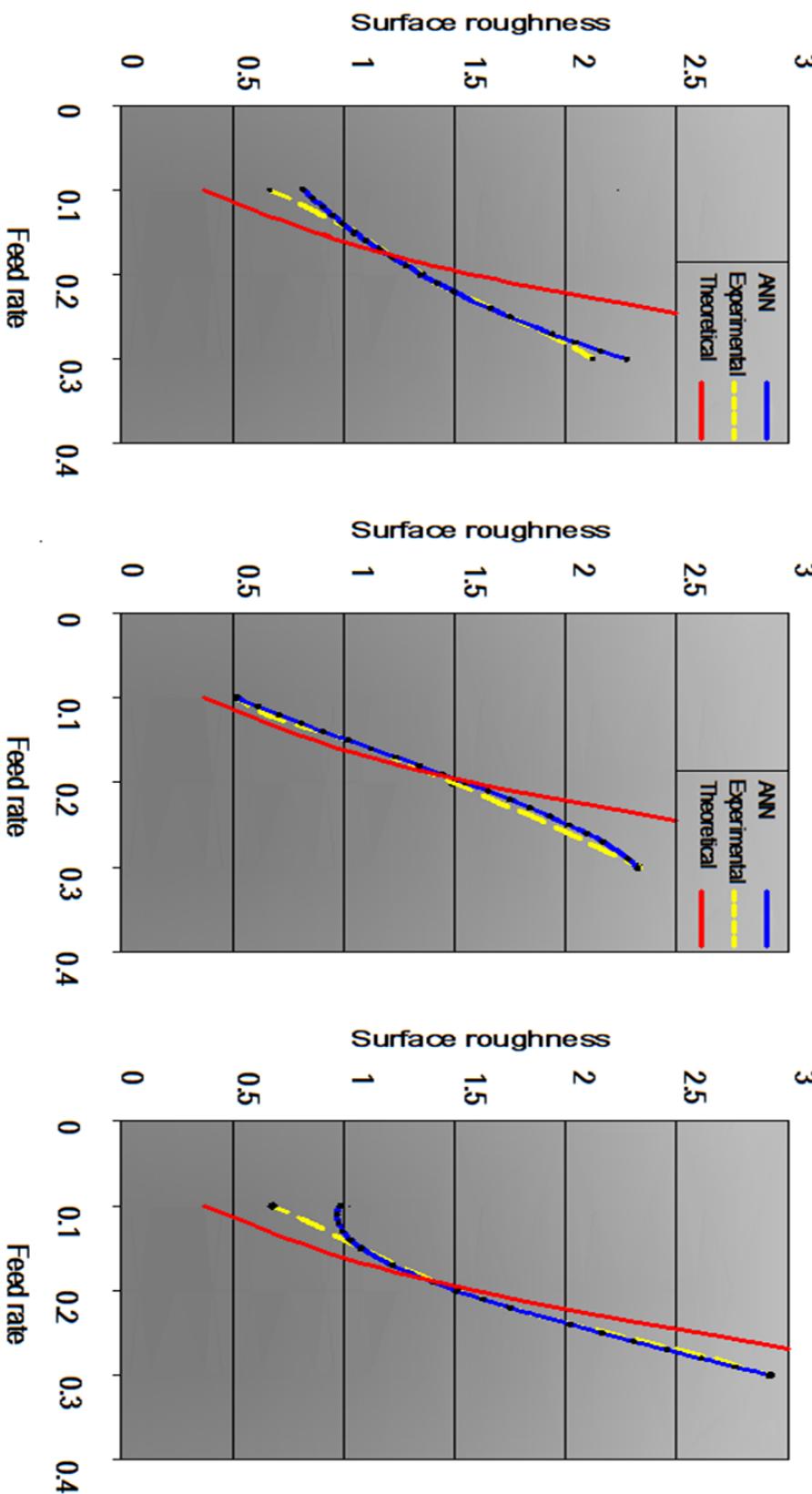
وكلنتيجة نجد أن منحني الشبكة العصبية أقرب للمنحني الحقيقي التجاري من منحني العلاقة النظرية، أي أن نموذج الشبكة العصبية قادر على التنبؤ بقيم الخشونة السطحية بدقة وبشكل يقارب القيم الحقيقية التجريبية أكثر مما تعطيه العلاقة النظرية.

أي أن النموذج الذي قمنا ببنائه بواسطة الشبكات العصبية استطاع أن يحقق الهدف المرجو منه وهو التنبؤ بقيم الخشونة السطحية بشكل دقيق تبعاً لبارامترات القطع الثلاث من تغذية وعمق قطع وسرعة قطع.

Depth of cut = 0.5 Cutting speed = 150

Depth of cut = 1 Cutting speed = 200

Depth of cut = 2 Cutting speed = 250



الشكل (18-2) مخطط الشبكة العصبية والمخطط النظري والمحظط التجاري بين التقنية والخسونة السطحية

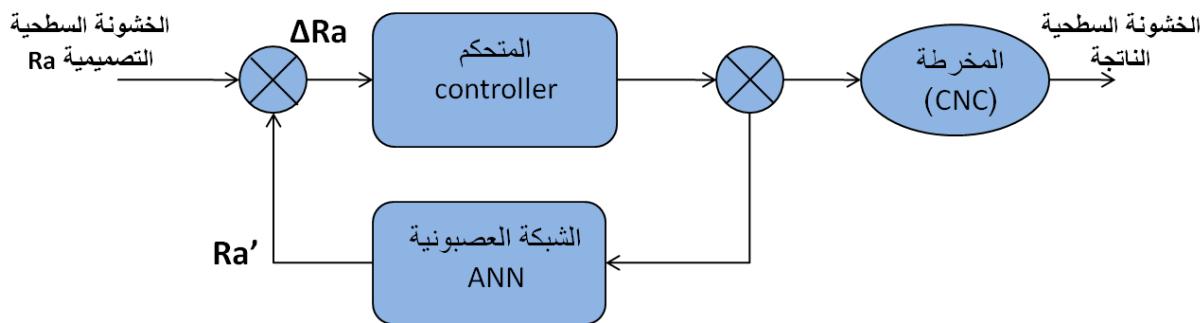
2.7 استثمار النموذج:

بعد أن توصلنا إلى نموذج شبكة عصبية قادرة على التنبؤ بقيمة خشونة سطحية تتبعاً لبارامترات قطع محددة أصبح بإمكاننا أن نحدد قيمة الخشونة التي ستتتّج عن عملية التشغيل وذلك قبل إجراء العملية.

ولكن فعلياً نحن نحتاج إلى تحديد بارامترات القطع المناسبة التي تعطينا قيمة الخشونة التصميمية المطلوبة، فعادة في مرحلة التصميم يتم تحديد قيمة خشونة السطح المشغل ومن ثم يقوم العامل باختيار بارامترات القطع تتبعاً لمخططات التشغيل ولخبرته، أي أننا نحتاج إلى استثمار هذا النموذج الذي حصلنا عليه بحيث نستطيع أن نحدد بارامترات القطع التي ستعطينا قيمة خشونة السطح المطلوبة.

وليتم استثمار هذا النموذج عملياً تم اقتراح نظام تحكم قادر على اختيار بارامترات القطع المناسبة بالاعتماد على هذا النموذج الذكي بحيث يحقق قيمة الخشونة التصميمية ضمن أقصر زمن تشغيل وأكبر إنتاجية.

يتألف نظام التحكم من المتحكم ووحدة الشبكة العصبية التي تم إنشاؤها ويعمل هذا المتحكم كمقدر للبارامترات ويتم برمجة المتحكم على خوارزمية مناسبة، ونظام التحكم مبين بالشكل (19-2).



الشكل (19-2) نظام التحكم ببارامترات القطع

وكما ذكرنا سابقاً أتمنا نسعى دائماً إلى التصنيع بأخفض تكلفة وباقل زمن ممكن لزيادة معدل الانتاج ويتحقق ذلك بأن يقوم نظام التحكم بداية باختيار أعلى قيم ابتدائية لبارامترات القطع من تغذية وعمق وسرعة قطع، ويتم إرسال هذه البارامترات من المتحكم إلى وحدة الشبكة العصبية ويتم التبؤ بأول قيمة للخشونة السطحية، يتم مقارنة هذه القيمة الأولية مع قيمة مرجعية (تصميمية) للخشونة وذلك في وحدة مقارنة ويتم إرسال الخطأ إلى المتحكم كقيمة دخل، يقوم المتحكم بتخفيض قيمة لبارامتر ما ومرة أخرى يتم تقييم الخشونة، ويستمر التكرار حتى تخفيض قيمة الخطأ (ΔRa) إلى حساسية محددة، وهنا تنتهي عملية التكرار وبذلك يتم الحصول على الخشونة التصميمية ضمن نهايات مقبولة.

وإذا تم ربط نظام التحكم المقترن مع المخرطة (CNC) سيتم إرسال هذه البارامترات إلى المخرطة لإجراء عملية التشغيل .

وبالنهاية ستكون خشونة السطح من أحد البارامترات (موديل) الموجودة في البرنامج ويقوم العمال فقط بإدخال قيمة الخشونة التصميمية المطلوبة وذلك قبل عملية القطع، ويقوم المتحكم مع وحدة الشبكة العصبية باختيار بارامترات القطع الأمثل والتي تحقق أقصر زمن تشغيل وأفضل جودة للمنتج.

الفصل الثالث

النتائج والتوصيات

النتائج:

بعد الحصول على نموذج شبكة عصبية قادر على التبؤ بالخشونة السطحية
تبعاً لمتغيرات القطع يمكن أن نلخص النتائج التي حصلنا عليها كما يلي:

١. إن معدل التغذية هو البارامتر الأهم فالخشونة السطحية تزداد بشكل كبير مع
زيادة هذا البارامتر.

٢. سرعة القطع لها قيمة حرجة يمكن أن تتحقق أفضل خشونة سطحية، فأقل من
هذه القيمة تتقص الخشونة كلما ازدادت سرعة القطع وبعدها فإن الخشونة تزداد
بازدياد السرعة.

٣. تأثير عمق القطع على الخشونة السطحية أقل من تأثير التغذية وسرعة القطع.

٤. قيمة الخشونة المتباينة عن طريق نموذج ANN قريبة جداً من القيم المقاسة
تجريبياً.

٥. بالمقارنة بين النموذج المنشأ بالشبكات العصبية مع العلاقات الرياضية وجد
أن نموذج الشبكة العصبية قادر على أن يعطي قيم متباينة لها للخشونة السطحية
أقرب لقيم الفعلية التجريبية وأكثر دقة من القيم التي تعطيها العلاقة الرياضية
، حيث تمت المقارنة عن طريق حساب متوسط مربع الخطأ وعن طريق
المخططات.

٦. بواسطة الشبكة العصبية ANN نستطيع الحصول على علاقة دقيقة بين بارامترات القطع والخشونة السطحية ولذلك فإن ANN يمكن استخدامها لنمذجة الخشونة وبالتالي تقدير قيمتها بشكل مقارب لقيمة الحقيقة وذلك قبل مرحلة التشغيل.

٧. باستخدام الشبكة العصبية ANN تمكننا من تحقيق أمثلة لعملية القطع أي اختيار بارامترات القطع المناسبة التي تؤدي إلى أعلى معدل انتاج مع أخفض زمن تشغيل ممكن وتحقيق الجودة المطلوبة.

٨. إن استخدام الشبكات العصبية لنمذجة العلاقة بين الخشونة السطحية ومتغيرات القطع بالخراطة طريقة فعالة واقتصادية وغير مكلفة.

الوصيات:

يمكننا اقتراح بعض التحسينات ليصبح النموذج المقترن أكثر قوة وتوسيع تطبيقاته :

□ يمكننا استخدام مواد أخرى مستخدمة في الصناعة مثل خلائط الألمنيوم وخلائط الفولاذ وذلك لتوسيع وتطوير هذا النموذج .

□ يمكننا تغيير أداة القطع (مثلاً شكل أو زاوية أداة القطع) (دراسة تأثير تغيير الأدوات على الخشونة .

- يمكن لهذا البحث أن يعاد باستخدام بارامترات مختلفة ومن أجل آلات تشغيل أخرى كالفارزة
- يمكن دمج هذا النموذج مع أدوات الذكاء الصناعي الأخرى مثل الخوارزميات الجينية أو المنطق الضبابي .
- يمكننا الحصول على بارامترات قطع المناسبة تبعاً لأي قيمة خشونة مطلوبة وذلك بواسطة خوارزمية تحكم مناسبة (أي إحداث عملية عكسية لعمل الشبكات العصبية) .

حيث تقوم الخوارزمية باختيار بارامترات القطع تبعاً لقيمة الخشونة التصميمية ضمن أقصر زمن للتشغيل وأكبر إنتاجية ، ويتم إرسال هذه البارامترات إلى المخرطة (CNC) .

- إذا تم استخدام نموذج الشبكات العصبية مع نظام التحكم ووصلاماً إلى برنامج المخرطة، ستكون خشونة السطح من أحد البارامترات (موديل) الموجودة في البرنامج، يتم اختيارها قبل عملية القطع لتحقيق أقصر زمن تشغيل .

□ يمكن لنموذج الشبكة العصبية مع نظام التحكم أن يستخدم أيضاً من أجل آلات التشغيل التقليدية (غير الرقمية) حيث يستخدمه العامل كآلية حاسبة من أجل الاختيار الأمثل لبارامترات القطع.

الملحق A:

البرنامج المكتوب بلغة الماتلاب:

تمت كتابة البرنامج المعبر عن الشبكة العصبية وهو مبين كالتالي:

```
P = [2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1.5 1.5 1.5 1.5 1.5 1.5 1.5 1.5 1.5  
1 1 1 1 1 1 1 1 1 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5;
```

```
250 250 250 200 200 200 150 150 100 100 100 200 200 200 150 150  
150 150 100 100 250 250 250 200 200 200 150 150 100 100 250 250  
200 200 150 150 100 100;
```

```
0.3 0.2 0.15 0.2 0.15 0.1 0.15 0.1 0.3 0.2 0.15 0.3 0.2 0.15 0.3  
0.2 0.15 0.1 0.2 0.1 0.2 0.15 0.1 0.3 0.15 0.1 0.3 0.15 0.3  
0.1 0.3 0.15 0.3 0.1 0.2 0.15 0.3 0.15];
```

```
T = [2.92 1.51 1.08 1.67 1.18 0.73 1.34 0.58 2.33 1.89 1.77  
2.44 1.46 1.05 2.77 1.79 1.23 1 1.78 1.22 1.6 1.24 0.61 2.33  
1.02 0.52 2.49 0.93 2.48 1.11 2.37 1.03 2.76 0.71 1.35 1.05  
2.81 1.01];
```

```
[Pn,PnPS]=mapminmax(P);
```

```
[Tn,TnPS]=mapminmax(T);
```

```
recerrormin=1;
```

```
for i=1:10
```

```

net=newff(minmax(Pn),minmax(Tn),[18],{'tansig','purelin'},'trainlm';
net.divideParam.trainRatio = 100/100; % Adjust as desired
net.divideParam.valRatio = 0/100; % Adjust as desired
net.divideParam.testRatio = 0/100; % Adjust as desired
net.trainParam.show=50;
net.trainParam.lr=0.05;
net.trainParam.epochs=100;
net.trainParam.goal=0.0001;
net.trainParam.min_grad=0; % 10^-33
net.trainParam.max_fail=inf;
i
net = train(net,Pn,Tn);
O=sim(net,Pn);
O_again=mapminmax('reverse',O,TnPS);
diff=abs(O_again-T);
recerror=mse(diff)
if recerror < recerrormin
    i
    bestnetnumber=i;
    recerrormin=recerror;
    y=O_again;
    net=y;
end
end
bestnetnumber
recerrormin

```

% val للتقسيم

```
f=1:38;  
figure(1);plot(f,y,'b:o',f,T,'r-*')  
 xlabel('sampels number');ylabel('surface roughness Ra (_m)')  
 title('(o)ANN (x)Experimental')  
figure(2);plot(f,y-T,f,T);grid
```

% pridiction للتبؤ

```
P2 = [2 2 2 2 1.5 1.5 1 1 1 0.5 0.5 0.5;  
 250 200 150 100 200 100 250 200 150 250 150 150;  
 0.1 0.3 0.2 0.1 0.1 0.3 0.3 0.2 0.2 0.2 0.3 0.1];  
T2 = [0.68 2.82 2.23 1.8 0.56 2.78 3.26 1.49 1.43 1.21 2.12 0.67];  
[Pn2,PnPS2]=mapminmax(P2);  
[Tn2,TnPS2]=mapminmax(T2);  
O2=sim(nety,Pn2);  
O2_again=mapminmax('reverse',O2,TnPS2);  
diff2=abs(O2_again-T2);  
recerror2=mse(diff2)  
h=1:12;  
figure(3);plot(h,O2_again,'b:o',h,T2,'r-*');  
 xlabel('sampels number');ylabel('surface roughness Ra (_m)')  
 title('(o)ANN (x)Experimental')  
%figure(4);plot(h,O2_again-T2,h,T2)
```

المراجع العربية:

١. الادارة العامة لتصميم وتطوير لمناهج، "كتاب تقنية تشغيل (نظري)"، المملكة العربية السعودية (١٤٢٩ هـ).
٢. حداد غسان، "هندسة الانتاج الصناعي"، جامعة دمشق (١٩٩١).
٣. الكرمو أحمد، "الشبكات العصبية الصناعية بين النظرية والتطبيق"، الجزء الأول، دمشق (٢٠٠١).
٤. فرغلي علي صبري، "الذكاء الاصطناعي"، الكويت (١٩٧٨).
٥. عبد المجيد قتيبة مازن، "استخدام الذكاء الصناعي في تطبيقات الهندسة الكهربائية (دراسة و مقارنة)"، جزء من متطلبات درجة الماجستير ، الاكاديميه العربيه في الدنمارك (٢٠٠٩).
٦. الشرقاوي محمد علي، "الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية"، سلسلة علوم و تكنولوجيا حاسبات المستقبل، مصر (١٩٩٦).
٧. موقع الكتروني، ويكيبيديا، www.wikipdia.com.
٨. الملحق . Artificial Neural Network Overview.
٩. عيسى علام زكي، "الشبكات العصبية"، (٢٠٠٠).

English References

10. Hongxiang, W., Dan, L., Shen, D., 2002. Surface roughness prediction model for ultra-precision turning aluminum alloy with a single crystal diamond tool. Chinese Journal of Mechanical Engineering 15, 153–156.
11. Uros Zuperl*, Franci Cus "Optimization of cutting conditions during cutting by using neural networks"(2003),Robotics and Computer Integrated Manufacturing.
12. "SURFACE ROUGHNESS".
13. Amaral Ron, Ho Chong Leonel,"Surface Roughness", December 2, 2002.
14. Azlan Mohd Zain a,* , Habibollah Haron a, Safian Sharif b"Prediction of surface roughness in the end milling machining using Artificial Neural Network",Expert Systems with Applications 37 (2010) 1755–1768.
15. "surface finish measuring methods"
16. "fundamentals of neural networks" soft computing course lecture,2010
17. Walter,"General Catalogue", (2009)
18. M. Cemal Cakir, Cihat Ensarioglu, Ilker Demirayak "Mathematical modeling of surface roughness for evaluating the effects of cutting parameters and coating material",journal of materials processing technology 209 (2009) 102–109.
19. Chen Lu, "Study on prediction of surface qualityin machining process", journal of materials processing technology 205 (2008) 439–450
20. Ehmann, K.F., Hong, M.S., 1994. A generalized model of the surface generation process in metal cutting. CIRP Ann. 43. 486–483,
- 21, Lee, B.Y., Tarn, Y.S., 2001. Surface roughness inspection by computer vision in turning operations. Int. J. Mach. Tools Manuf. 41, 1251–1263.

22. Mannan, M.A., Kassim, A.A., Jing, M., 2000. Application of image and sound analysis techniques to monitor the condition of cutting tools. *Pattern Recogn. Lett.* 21, 969–979.
23. Coker, S.A., Shin, Y.C., 1996. In-process control of surface roughness due to tool wear using a new ultrasonic system. *Int. J. Mach. Tools Manuf.* 36, 411–422.
24. Jang, D.Y., Choi, Y.G., Kim, H.G., Hsiao, A., 1996. Study of the correlation between surface roughness and cutting vibrations to develop an on-line roughness measuring technique in hard turning. *Int. J. Mach. Tools Manuf.* 36, 453–464.
25. Tsai, Y.-H., Chen, J.C., Lou, S.-J., 1999. An in-process surface recognition system based on neural networks in end milling cutting operations. *Int. J. Mach. Tools Manuf.* 39, 105–123.
26. Oktem, H., Erzurumlu, T., Erzincanli, F., 2006. Prediction of minimum surface roughness in end milling mold parts using neural network and genetic algorithm. *Mater. Des.* 27 (9), 745–750.
27. Abburi, N.R., Dixit, U.S., 2006. A knowledge-based system for the prediction of surface roughness in turning process. *Robot. Comput. Integr. Manuf.* 22, 363–372.
28. Demoth Haward, Beale Mark, "Neural Network Toolbox For Use With Matlab", (1997).
29. Fang, X.D., Safi-Jahanshaki, H., 1997. A new algorithm for developing a reference model for predicting surface roughness in finish machining of steels. *International Journal of Production Research* 35, 179–197.

Abstract

Intense international economic competition has focused the attention of manufacturers on automation and flexible manufacturing as means of increasing the productivity and the quality of manufactured products. The surface roughness of a machined workpiece is one of the most important product quality characteristics and in most cases a technical requirement for products.

This trend toward automation has created a need to find solutions that can achieve product quality by the prediction of surface roughness before machining. Our research consists of two parts theoretical and practical. The theoretical part contains all the principles and theories that have been used in the implementation of the practical part. And also includes the study reference about the methodologies and practice that are being employed for the prediction of surface roughness, each approach with its advantages and disadvantages is summarized. In the practical part we used artificial intelligent for prediction of surface profile by using neural network and we used cutting parameters: cutting speed (S), cutting depth (d), feed rate (f) for that. Machining tests were conducted on a CNC turning lathe and was used as workpieces. finally we had a model of neural network can predict surface roughness with high speed and low cost, as a pre-process prediction.

Damascus University

Faculty of Mechanical and Electrical Engineering

Mechanical Design Department



**Using of Artificial Intelligent for Modeling The Relation
Between Surface Roughness and Lathe Machining
Parameters**

Prepared by

Eng. Joumana Karkarlee

Supervised by

Dr. Eng. Mohammad Fathee Ganama

&

Dr. Eng. Mohammad Yasser Al-Aioubi

Academic Year

2013-2014