



Université du Québec
à Rimouski

Prédiction du profil de dureté de l'acier AISI 4340 traité thermiquement au laser

Mémoire présenté

Dans le cadre du programme de maîtrise en ingénierie

En vue de l'obtention du grade de maître ès arts

PAR

© **Ilyes Maamri**

Septembre 2015

Composition du jury :

Adrian Ilinca, président du jury, Université du Québec à Rimouski

Abderrazak El Ouafi, directeur de recherche, Université du Québec à Rimouski

Noureddine Barka, codirecteur de recherche, Université du Québec à Rimouski

Mohamed Bouazara, examinateur externe, Université du Québec à Chicoutimi

Dépôt initial le [décembre 2015]

Dépôt final le [03 mars 2016]

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À RIMOUSKI
Service de la bibliothèque

Avertissement

La diffusion de ce mémoire ou de cette thèse se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire « *Autorisation de reproduire et de diffuser un rapport, un mémoire ou une thèse* ». En signant ce formulaire, l'auteur concède à l'Université du Québec à Rimouski une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de son travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, l'auteur autorise l'Université du Québec à Rimouski à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de son travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits moraux ni à ses droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, l'auteur conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont il possède un exemplaire.

À ma mère et mon père

REMERCIEMENTS

Je voudrais tout d'abord remercier mon directeur de recherche, le professeur Abderrazak El Ouafi, de m'avoir confié ce projet de recherche intéressant et d'une grande pertinence. Je le remercie également pour son support, ses bons conseils et ses suggestions judicieuses pour orienter le développement du projet.

Je tiens à remercier sincèrement Monsieur Noureddine Barka, qui, en tant que co-directeur de mémoire, s'est toujours montré à l'écoute et très disponible tout au long de la réalisation de ce mémoire, ainsi pour l'inspiration, l'aide et le temps qu'il a bien voulu me consacrer, sans quoi ce mémoire n'aurait jamais vu le jour.

Je tiens à remercier chaleureusement mes parents de leur gentillesse, leur soutien inconditionnel et leur patience, pour m'avoir donné du courage et de l'espoir, pour être toujours présents même à distance.

Je n'oublie pas mes frères au Royaume Uni, République tchèque, Algérie, notamment mon frère Saïd qui m'a constamment soutenu et encouragé dans ma démarche académique.

Je remercie également ma famille pour leur soutien moral, ainsi que mes amis, dont Rabah Magramane de Rimouski qui, de près comme de loin m'ont aidé, soutenu et encouragé aux moments opportuns.

Ma gratitude infinie s'adresse enfin à mes collègues, notamment ceux avec qui j'ai eu l'occasion de travailler et les autres simplement pour les bons moments partagés.

AVANT-PROPOS

[Cette page est facultative; l'éliminer, de même que la page blanche suivante si elle n'est pas utilisée. L'avant-propos ne doit pas être confondu avec l'introduction. Il n'est pas d'ordre scientifique alors que l'introduction l'est. Il s'agit d'un discours préliminaire qui permet notamment à l'auteur d'exposer les raisons qui l'ont amené à étudier le sujet choisi, le but qu'il veut atteindre, ainsi que les possibilités et les limites de son travail. On peut inclure les remerciements à la fin de ce texte au lieu de les présenter sur une page distincte.]

RÉSUMÉ

Les traitements thermiques de surfaces sont des procédés qui visent à conférer au cœur et à la surface des pièces mécaniques des propriétés différentes. Ils permettent d'améliorer la résistance à l'usure et à la fatigue en durcissant les zones critiques superficielles par des apports thermiques courts et localisés. Parmi les procédés qui se distinguent par leur capacité en terme de puissance surfacique, le traitement thermique de surface au laser offre des cycles thermiques rapides, localisés et précis tout en limitant les risques de déformations indésirables. Les propriétés mécaniques de la zone durcie obtenue par ce procédé dépendent des propriétés physicochimiques du matériau à traiter et de plusieurs paramètres du procédé. Pour être en mesure d'exploiter adéquatement les ressources qu'offre ce procédé, il est nécessaire de développer des stratégies permettant de contrôler et régler les paramètres de manière à produire avec précision les caractéristiques désirées pour la surface durcie sans recourir au classique long et coûteux processus essai-erreur. L'objectif du projet consiste donc à développer des modèles pour prédire le profil de dureté dans le cas de traitement thermique de pièces en acier AISI 4340. Pour comprendre le comportement du procédé et évaluer les effets des différents paramètres sur la qualité du traitement, une étude de sensibilité a été menée en se basant sur une planification expérimentale structurée combinée à des techniques d'analyse statistiques éprouvées. Les résultats de cette étude ont permis l'identification des variables les plus pertinentes à exploiter pour la modélisation. Suite à cette analyse et dans le but d'élaborer un premier modèle, deux techniques de modélisation ont été considérées, soient la régression multiple et les réseaux de neurones. Les deux techniques ont conduit à des modèles de qualité acceptable avec une précision d'environ 90%. Pour améliorer les performances des modèles à base de réseaux de neurones, deux nouvelles approches basées sur la caractérisation géométrique du profil de dureté ont été considérées. Contrairement aux premiers modèles prédisant le profil de dureté en fonction des paramètres du procédé, les nouveaux modèles combinent les mêmes paramètres avec les attributs géométriques du profil de dureté pour refléter la qualité du traitement. Les modèles obtenus montrent que cette stratégie conduit à des résultats très prometteurs.

Mots clés : [Profil de dureté, modèle de prédiction, traitement thermique de surface au laser, méthode de Taguchi, réseau de neurones, régression multiple, caractérisation géométrique]

ABSTRACT

Surface transformation hardening processes are designed to improve wear and fatigue resistance by hardening the superficial critical areas using brief and localized heat gains. Among these processes, laser surface transformation hardening process is well-known by his capacity in terms of power flux density and recognized by his fast, local and accurate thermal cycles, while limiting the risks of undesirable distortion and deformation effects. The mechanical characteristics of the hardened surface obtained by this process depend on the physicochemical properties of the treated material and several laser hardening parameters and conditions. To be able to appropriately use the resources offered by this hardening method, it is necessary to develop a comprehensive strategies to control and adjust the process parameters in order to produce desired hardened surface characteristics without being forced to use the traditional and fastidious trial and error procedures. The objective of this project consist to develop an effective model for predicting the hardness profile in the case of steel AISI 4340 mechanical parts heat treated by laser. To understand the process and assess the effects of various parameters on the quality and the performance of laser surface treatment, a sensitivity analysis was conducted using a structured experimental design combined to confirmed statistical analysis tools. The results of this study allowed the identification of the most relevant variables to use in the modeling stage. Based on the suggested variables, two modeling techniques have been considered: multiple regression and artificial neural networks. The evaluation of the preliminary models confirmed that is possible to reach an appropriate prediction of hardened surface characteristics with an accuracy of about 90%. In order to improve the performance of the neural networks based modeling procedure, two new modeling approaches using several geometrical attributes of hardness profile were considered. The new models combine the process parameters with the geometric and punctual characteristics of the hardness profile to reflect the quality and the performance of laser surface treatment process. The results demonstrate that the artificial neural networks based models are able to accurately and reliably provide an appropriate prediction of hardened surface characteristics under variable hardening parameters and conditions.

Keywords: [Hardness profile, predictive model, laser surface treatment, neural networks, multiple regression, geometric characteristics, punctual characteristics]

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS.....	ix
AVANT-PROPOS.....	xi
RÉSUMÉ.....	xiii
ABSTRACT.....	xv
TABLE DES MATIÈRES.....	xvii
LISTE DES TABLEAUX.....	xxi
LISTE DES FIGURES.....	xxiii
LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES.....	xxvii
LISTE DES SYMBOLES.....	xxix
INTRODUCTION GÉNÉRALE.....	33
GENERALITES.....	33
TRAITEMENTS THERMOCHIMIQUES DE DIFFUSION.....	33
PROCEDES DE REVETEMENT.....	34
TRAITEMENTS THERMIQUE.....	35
PROCEDE DE TREMPÉ AU LASER.....	36
TREMPABILITE.....	38
ESSAI DE JOMINY.....	40
PROFIL DE DURETE.....	41
PROBLEMATIQUE.....	43
OBJECTIFS.....	46
METHODOLOGIE.....	47
ORGANISATION DU MEMOIRE.....	49

CHAPITRE 1 ÉTUDE DE SENSIBILITÉ DU PROFIL DE DURETÉ DE L'ACIER AISI4340 TRAITÉ THERMIQUEMENT AU LASER.....	51
1.1 RESUME EN FRANÇAIS DU PREMIER ARTICLE	51
1.2 A SENSITIVITY STUDY OF 4340 STEEL HARDNESS PROFILE HEAT-TREATED BY LASER.....	54
1.3 ABSTRACT.....	54
1.4 EXPERIMENTATION.....	57
1.4.1 Experimental Setup	57
1.4.2 Preliminary tests.....	58
1.4.3 Experimental design.....	59
1.5 STATISTICAL ANALYSIS.....	61
1.5.1 Results	61
1.5.2 Impact of process parameters.....	64
1.5.3 Modeling	66
1.6 CONCLUSION	67
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	68
CHAPITRE 2 LA PRÉDICTION DU PROFIL DE DURETÉ DE L'ACIER 4340 TRAITÉ THERMIQUEMENT AU LASER EN UTILISANT LE RÉSEAU DE NEURONNES ARTIFICIELS ET LA RÉGRESSION NON LINÉAIRE MULTIPLE.....	69
2.1 RESUME EN FRANÇAIS DU DEUXIEME ARTICLE	69
2.2 PREDICTION OF 4340 STEEL HARDNESS PROFILE HEAT-TREATED BY LASER USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND MULTI REGRESSION APPROACHES	72
2.3 ABSTRACT.....	72
2.4 INTRODUCTION.....	72
2.5 EXPERIMENTATION.....	76
2.5.1 Experimental setup.....	76
2.5.2 Experimental design (Taguchi method).....	77
2.5.3 ANOVA results for optimal parameter setting (D2).....	80

2.6	HARDNESS PROFILE PREDICTION	81
2.6.1	Artificial neural network.....	82
2.6.2	Regression model.....	83
2.7	RESULT AND DISCUSSION	86
2.8	VALIDATION	90
2.9	CONCLUSION.....	94
	REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	95
	CHAPITRE 3 LA MODELISATION DE LA QUALITE DU PROCEDE DE TREMPE AU LASER SUR L'ACIER AISI 4340 par L'APPROCHE DE CARACTERISATION GEOMETRIQUE ET PONCTUELLE.....	97
3.1	RESUME EN FRANÇAIS DU TROISIEME ARTICLE.....	97
3.2	PREDICTION OF 4340 STEEL HARDNESS PROFILE HEAT-TREATED BY LASER USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND MULTI REGRESSION APPROACHES	100
3.3	ABSTRACT	100
3.4	INTRODUCTION	101
3.5	EXPERIMENTAL ASPECT.....	104
3.5.1	Experimental conditions	104
3.5.2	Experimental Design.....	104
3.5.3	Experimental setup.....	105
3.6	EXPERIMENTAL RESULTS ANALYSIS	105
3.7	LASER HARDENED QUALITY ASSESSMENT MODEL	107
3.7.1	Characterization techniques	108
3.8	RESULT AND DISCUSSION	110
3.9	CONCLUSION.....	114
	REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	116
	CONCLUSION GÉNÉRALE.....	119
	ANNEXE I.....	123

PHENOMENES PHYSIQUES APPARAISSANT SUR LES SURFACES DES SOLIDES, LORS DU	
CHAUFFAGE AU LASER	123
LES PROCESSUS DE L'EMISSION	123
LES PROCESSUS DE LA STRUCTURE.....	123
LES REACTIONS CHIMIQUES SUPERFICIELLES	123
LES EFFETS THERMOMECANIQUES (AVANT LA FUSION).....	124
LES TRANSFORMATIONS PHYSIQUES	124
L'APPROCHE PHENOMENOLOGIQUE (PHYSICO-THERMIQUE) DE L'EFFET DU LASER SUR	
LES MATERIAUX.....	124
ANNEXE II.....	129
LES PLANS D'EXPERIENCES	129
METHODE DE TAGUCHI.....	132
CONDITION D'ORTHOGONALITE	133
TABLE DE TAGUCHI CORRESPONDANT	133
ANALYSE DE VARIANCE OU ANOVA	134
ANNEXE III	137
LA REGRESSION.....	137
LA REGRESSION LINEAIRE SIMPLE	137
LA REGRESSION LINEAIRE MULTIPLE.....	138
LA REGRESSION NON LINEAIRE	139
REGRESSION NON-LINEAIRE MULTIPLE	141
ANNEXE IV	143
LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS.....	143
LE PERCEPTRON MULTICOUCHE (PMC).....	144
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	147

LISTE DES TABLEAUX

Table 1 : Experimental planning.....	61
Table 2 : L9 orthogonal array and experiments results	63
Table 3 : Contributions of machine parameters (%).....	65
Table 4 : Experiment tests factors levels	78
Table 5 : Hardness curve values used for predicting the hardness profile	78
Table 6 : Experimental tests - L16 orthogonal array	79
Table 7 : Table 4. Case depth ANOVA results.....	81
Table 8 : Regression coefficients values and corresponding regressors in the regression models	84
Table 9 : ANOVA of the mathematical model	85
Table 10 : Summary of statistical performance estimators - NLR	89
Table 11 : Summary of statistical performance estimators - ANN.....	89
Table 12 : Validation test factors levels.....	90
Table 13 : Validation tests - L9 orthogonal array	91
Table 14 : Predicted absolute mean error - Validation tests	93
Table 15 : First experiment tests factors levels.....	105
Table 16 : Models performance criteria summary using the punctual approach.....	111
Table 17 : Models performance criteria summary using the geometrical approach.....	111
Table 18 : Geometrical and Punctual Models MRE comparison	112

Table 19 : Paramètres physico-thermiques et optiques de certains métaux	128
Table 20 : Limites de vaporisation de certains métaux, lasers en impulsion (W/m^2) selon la formule (6)	128
Table 21 : Limites de vaporisation (W/m^2) de certains métaux, lasers continus (source immobile) selon la formule (7) avec le rayon de la tache focale $r_0 = 15 \mu m$	128
Table 22 : Nombre de degré de liberté du modèle - d.d.l.....	132
Table 23 : Les conditions d'orthogonalité.....	133
Table 24 : Table de Taguchi adaptée	134

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Principe de la trempe au laser	37
Figure 2 : Diagramme de transformations en refroidissement continu de l'acier 4340.....	38
Figure 3 : Corrélation entre trempabilité et refroidissement continu d'un acier allié.....	39
Figure 4 : Diagramme de trempabilité pour cinq différents aciers contiennent 0.4wt% de carbone	40
Figure 5 : Schéma d'éprouvette de Jominy à extrémité trempée (a) montée lors de la trempe (b) après le test de durcissement de l'extrémité trempée le long de la base plate.....	41
Figure 6 : Experimental setup - Laser cell.....	57
Figure 7 : Hardness profile - 1 kW and 16 mm/s.....	58
Figure 8 : Hardness curves obtained during preliminary tests.....	59
Figure 9 : Hardness profile - Test 7	63
Figure 10 : Hardness profile - Test 8	63
Figure 11 : Hardness curve versus depth.....	64
Figure 12 : Hardness curve versus width.....	64
Figure 13 : Effect of parameters on case depth (d).....	65
Figure 14 : Effect of parameters on hardened width (w).....	65
Figure 15 : Predicted and measured case depth (d)	66
Figure 16 : Predicted and measured hardened depth (w).....	66
Figure 17 : Scatter plot - Measured and.....	67

Figure 18 : Scatter plot - Measured and	67
Figure 19 : Schematic representation of regions produced by laser hardening	73
Figure 20 : Typical hardness curve	75
Figure 21 : Experimental setup - Laser cell	77
Figure 22 : Effect of parameters on the case depth (D2)	80
Figure 23 : ANN model architecture.....	82
Figure 24 : Scatter plot - Measured and predicted D1	86
Figure 25 : Scatter plot - Measured and predicted D2	86
Figure 26 : Scatter plot - Measured and predicted D3	87
Figure 27 : Scatter plot - Measured and predicted D4	87
Figure 28 : Scatter plot - Measured and predicted H1	88
Figure 29 : Scatter plot - Measured and predicted H2	88
Figure 30 : Scatter plot - Measured and predicted H3	88
Figure 31 : Scatter plot - Measured and predicted D1	91
Figure 32 : Scatter plot - Measured and predicted D2	91
Figure 33 : Scatter plot - Measured and predicted D3	92
Figure 34 : Scatter plot - Measured and predicted D4	92
Figure 35 : Scatter plot - Measured and predicted H1	92
Figure 36 : Scatter plot - Measured and predicted H2	92
Figure 37 : Scatter plot - Measured and predicted H3	93
Figure 38 : Predicted and measured hardness curves (Validation - Test 7).....	94
Figure 39 : Representation of LHQ elements through the surface layer section	102

Figure 40 : Representation of LHQ elements through the hardness profile curve	102
Figure 41 : Parameters effect (including the surface nature S) on Hrd, Er = 2.47%.	106
Figure 42 : Parameters effect (including the surface roughness Ra) on Hrd, Er = 8.73%.	106
Figure 43 : Punctual ANN model architecture	109
Figure 44 : Punctual techniques for extracting attributes	109
Figure 45 : Geometrical ANN model architecture.....	109
Figure 46 : Geometrical techniques for extracting attributes.	109
Figure 47 : Comparison of the geometrical models (A), the measured (B) and the punctual models (C) LHQ elements result	113
Figure 48 : comparison between the measured and the modeled hardness profile curves	114
Figure 49 : Phase et l'amplitude d'un rayonnement électromagnétique frappant une interface air/solide (A).....	125
Figure 50 : L'absorption du rayonnement laser, b) Le chauffage du matériau à son point de fusion T_f , c) Chauffage jusqu'au point d'évaporation (ébullition) T_v , d) formation plasma	126
Figure 51: Réseau de neurones typique	143

LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES

2D	Modèle deux dimensions.
3D	Modèle tridimensionnel.
AISI	American Iron and Steel Institute.
ANN	Réseau de neurones artificiel.
ANOVA	Analyse de variance.
AO	Orthogonal array.
Δt	Pas de temps.
F-value	Fisher test.
FNN	Feed forward neural network.
<i>IJESIT</i>	International Journal of Engineering Science and Innovative Technology.
<i>IJETAE</i>	International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering.
KSON	Kohonen self-organizing network.
LHQ	La qualité du procédé de trempe au laser.
LVQ	Learning vector quantization.
MAE	Erreur moyenne absolue.
MLP	Multilayer Perceptron.
MRE	Erreur relative absolue.

MSE	Erreur quadratique moyenne.
NLR	La régression non-linaire.
RBF	Radial basis function network.
TSE	Erreur quadratique Total.
UQAR	Université de Québec à Rimouski.

LISTE DES SYMBOLES

%	Pourcentage.
ϕ	Diamètre.
°C	Degré Celsius.
α	Coefficient d'absorption du matériau.
a_0	Le constant de régression.
a_i	Les coefficients linéaire de régression.
a_{ij}	Les coefficients quadratique de régression.
a_{ii}	les coefficients d'interaction de régression.
Ac1	La température de début de formation de l'austénite.
Ac3	Température de fin de formation de l'austénite.
C	Carbone.
Cr	Chrome.
d	La profondeur.
D1	La profondeur de zone fondue.
D2	La profondeur de zone durcit.
D3	La profondeur de zone de transition.
D4	La profondeur de zone sur-trempée.
H	Dureté initial.

xxx

H1	la dureté de la zone fondue.
H2	la dureté maximum du profil de dureté.
H3	La dureté minimum du profil de dureté.
H_{rd}	La profondeur de la zone durcit.
HRC	Dureté Rockwell.
HV	Dureté Vickers.
h_{ml}	La dureté de la zone fondue.
h_{max}	La dureté maximum du profil de dureté.
h_{min}	La dureté minimum du profil de dureté.
h_{ini}	La dureté initial de la pièce.
Kg	Kilogramme.
μ	Micro.
M_{rd}	La profondeur de la zone fondue.
Mo	Molybdène.
m	Mètre.
m1	La ponte de zone durcit.
m2	La ponte de zone de transition.
m3	La ponte de la zone sur-trempée.
Ni	Nickel.
Q	La densité volumique du flux lumineux absorbé.
q₀	Intensité juste à l'intérieur de la surface.

P	Puissance laser.
R²	Coefficient de détermination.
R	Coefficient de réflexion du matériau pour une incidence normale de la lumière.
R_a	Le fini de surface.
OT_{rd}	La profondeur de la zone sur-trempée.
S	Etat de surface.
T	La température de la surface.
T_{rd}	La zone de transition.
V	Vitesse de faisceau laser.
W	Watt.
W	La largeur.
w	Énergie dans l'impulsion.
w_c	Weight of carbon.
∇	Opérateur de Laplace.

INTRODUCTION GÉNÉRALE

GENERALITES

Les procédés de durcissement de surface sont des procédés fondamentaux de la métallurgie applicables aux aciers pour améliorer les performances mécaniques des pièces sollicitées principalement au voisinage de leur surface afin de les adapter à des conditions d'utilisation spécifiques. Ces procédés sont caractérisés par leurs capacités de conférer à des pièces mécaniques des propriétés de surface très différentes de celles du volume. Ils permettent d'obtenir des caractéristiques mécaniques très élevées en surface tout en conservant la ductilité du cœur. Cette combinaison de surface dure et une résistance à la rupture est avantageuse pour certains composants mécaniques tels que les engrenages, les cannelures, les cames qui doivent avoir des surfaces durcies pour une résistance à l'usure améliorée, une plus grande endurance et une meilleure tenue à la fatigue et aussi des cœurs ductiles. En outre, les procédés de durcissement de surface présentent des avantages par rapport aux procédés de traitement en masse. Ils sont moins coûteux et permettent de durcir superficiellement des aciers à faibles et à moyens teneurs en carbone sans les problèmes de distorsion et de craquage associés aux procédés de traitement en masse.

Le durcissement de surface est un terme générique qui recouvre un certain nombre de techniques. Il existe trois approches distinctes ayant différentes méthodes de durcissement de surface : les procédés de traitements thermo-chimiques, les procédés de revêtement et les procédés de traitements thermiques.

TRAITEMENTS THERMOCHIMIQUES DE DIFFUSION

Les traitements thermo-chimiques de diffusion sont des traitements thermiques par lesquels on modifie plus ou moins profondément la nature d'un métal par diffusion

d'éléments d'alliage (carbone, l'azote et le bore) à partir de sa surface, ce qui entraîne une évolution des propriétés dans cette zone et améliore la tenue en service des pièces mécaniques. Ces types de traitements permettent un durcissement efficace de toute la surface de la pièce traitée et généralement utilisés quand un grand nombre de pièces doivent être durcis en surface. Les méthodes les plus utilisées de traitement par diffusion sont : la cémentation qui est une technique d'enrichissement superficiel en carbone appliquée aux aciers à faible teneur en carbone pour obtenir une couche martensitique très dure, la nitruration dans laquelle la surface est enrichie par l'élément d'azote et la carbonitruration qui est le traitement de diffusion le plus approprié pour les aciers alliés de faible teneur en carbone car ce traitement sert à enrichir la surface de l'acier simultanément en carbone et azote.

PROCEDES DE REVETEMENT

Le revêtement de surface ou modification de surface est un procédé qui implique la génération intentionnelle d'une nouvelle couche trop dure sur la surface du métal, de sorte que les couches déposées sont de nature et de propriétés complètement différents de celles du substrat. Le procédé du revêtement est appliqué par des technologies bien établies telles que l'électrodéposition ou Galvanoplastie, le dépôt autocatalytique et le rechargement par soudage. La galvanoplastie est un procédé de traitement de surface qui consiste à appliquer au moyen d'un courant électrique continu, un dépôt métallique (l'élément de chrome en général), à la surface d'un métal pour accroître sa dureté en surface et la résistance à la corrosion. Le métal étant initialement sous forme de cations en solution dans un solvant (en général l'eau). Le dépôt autocatalytique est une technique de durcissement de surface dans lequel le revêtement est déposé par une réaction chimique autocatalytique d'ions nickel. Le dépôt auto catalytique de nickel est largement utilisé dans la récupération de pièces mal usinées, aussi pour les dimensions intérieures et les formes irrégulières. La plupart des procédés de soudage sont utilisés pour l'application de revêtements de surface, car le dépôt d'un site peut être réalisé plus facilement, en particulier à des fins de réparation soudage. Le rechargement par soudage offre des avantages uniques par rapport aux autres systèmes de

revêtement, comme les dépôts d'alliages par soudage sur la surface peuvent être appliqués en une épaisseur supérieure à la plupart des autres techniques.

TRAITEMENTS THERMIQUE

L'objectif du traitement thermique est de provoquer des changements désirés sur la structure des métaux, et par conséquent sur les propriétés des pièces métalliques. Le traitement thermique peut modifier les propriétés de la plupart des métaux et des alliages, plus particulièrement les aciers, qui ont la remarquable aptitude de durcir en bénéficiant des améliorations importantes de leurs propriétés. Le durcissement de surface par les traitements thermiques consiste à chauffer la surface extérieure de la pièce jusqu'à une température supérieure à la plage de transformation (température de l'austénitisation, variable selon la composition de la pièce traitée), suivi d'un refroidissement rapide avec une vitesse supérieure à celle de la vitesse critique de trempe martensitique. Le durcissement de surface par les traitements thermiques est effectué par plusieurs méthodes dont les méthodes conventionnelles telles que le chauffage à la flamme et La trempe par induction et les technologies qui intègrent le laser à haute énergie.

Le chauffage à la flamme consiste à porter la surface de la pièce à la température de austénitisation en diffusant la chaleur par un chalumeau oxy-acétylénique ou oxyhydrogène jusqu'à la profondeur désirée, suivi d'une trempe immédiate dans l'eau. Dans le cas des profondeurs élevées, la régulation du gradient de chauffage est très importante pour éviter la surchauffe superficielle.

La trempe par induction est un procédé de durcissement extrêmement polyvalent qui effectue un durcissement de surface uniforme. Ce procédé est appliqué aux aciers et aux d'autres alliages en plaçant la pièce dans un champ magnétique généré par un courant alternatif de haute fréquence imposé dans un inducteur, généralement une bobine de cuivre refroidie à l'eau.

De nos jours, la technologie laser a été invitée dans tous les secteurs de l'industrie, l'outil laser est désormais incontournable dans l'automobile, l'aéronautique, les télécommunications, la médecine...etc. L'une des principales applications de laser est le traitement des matériaux, le laser capable, de percer, de couper, de souder et de traiter thermiquement les métaux tout en présentant plusieurs avantages par rapport aux techniques conventionnelles. Il peut percer rapidement des trous minuscules à moindre coût que les perceuses mécaniques, les bords des pièces métalliques découpés par laser nécessitent rarement le polissage parce que le laser fait une telle nette coupe, le soudage laser peut souvent être plus précis et moins coûteux que soudage conventionnel. En outre, le soudage au laser est plus compatible avec la robotique et plusieurs grands constructeurs de machines-outils offrent des systèmes de soudage laser entièrement automatisés pour les fabricants. Concernant les traitements thermiques par laser, le principe de la trempe et les avantages de ce procédé seront détaillés ci-dessous.

PROCEDE DE TREMPE AU LASER

La trempe au laser est l'un des procédés de durcissement de surface le plus prometteur utilisé actuellement dans l'industrie grâce à ses avantages uniques, que d'autres méthodes conventionnelles ne possèdent pas, tels que, un procédé très propre, rapide, sans contact et sans aucun rejet environnemental, les valeurs de durcissement les plus élevées atteignables, durcissement partiel possible et raisonnable, durcissement aussi aux points difficilement accessibles, déroulement de durcissement à la géométrie des éléments de construction bien adaptable, facilement à intégrer dans un processus de fabrication en continu et nécessite moins de travail de retouche. En raison du cycle thermique très rapide, la couche de la zone traitée présente moins de distorsions géométriques et moins d'oxydation de surface en comparant avec d'autres types de trempe, comme la trempe par induction ou le durcissement au chalumeau.

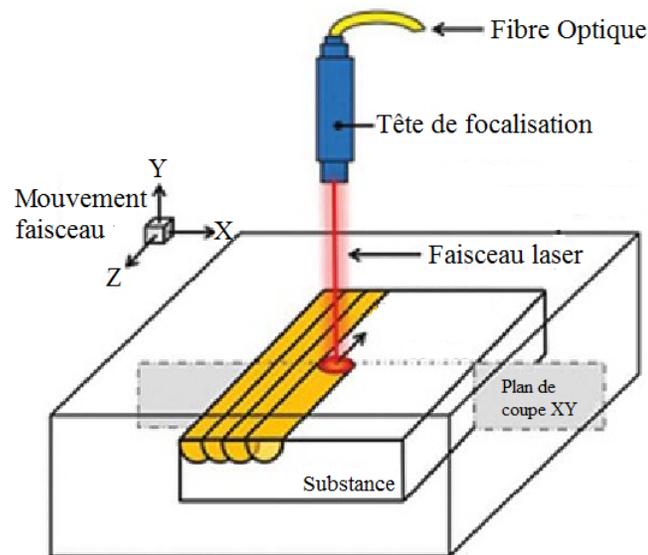


Figure 1 : Principe de la trempe au laser

Adaptée de: laser surface heat treatment and modification AM&P - Nov. Dec. 2013 - pg.45

Le principe de la trempe au laser ressemble à aux autres types de trempe conventionnels. Il consiste à chauffer l'acier à une température d'austénitisation complète (température de trempe- A_{c3}), maintenir cette température pendant une courte période pour homogénéiser l'austénite, puis on lui fait subir un refroidissement rapide ou trempe afin de former la martensite (Figure 2). Le temps de maintien à température (A_{c3}) est proportionnel à la masse de la pièce. Plus la pièce sera massive plus le temps sera long et qu'il doit être suffisamment prolongé pour que le carbone se dissout complètement dans la matière. La trempe dépend de la vitesse de refroidissement; plus la vitesse de refroidissement sera rapide, plus la trempe sera efficace. Le refroidissement rapide empêche que la structure métallique ne revienne à la forme initiale et la martensite apparaît.

Dans le cas du laser, le mécanisme de l'austénitisation s'effectue dans un court délai par rapport aux techniques classiques de durcissement. Il détermine la croissance et l'homogénéité de l'austénite formée, tout dépend de la microstructure de matériau. Comme il a été mentionné précédemment, la trempe au laser ne nécessite pas un refroidissement

forcé, car les gradients élevés de température vers l'intérieur de la substance en raison de la durée trop courte du cycle thermique du traitement génèrent une sorte d'auto-refroidissement rapide.

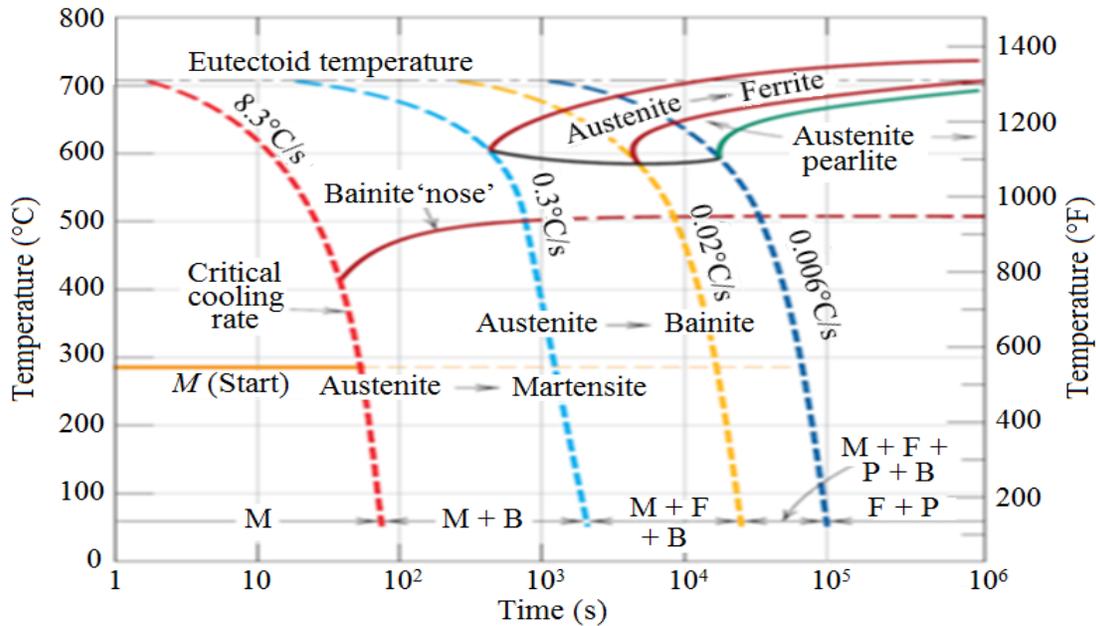


Figure 2 : Diagramme de transformations en refroidissement continu de l'acier 4340
Adaptée de: H. E. McGannon (Editor) *The Making, The Shaping and Treating of Steel*, 9th edition, United States Steel Corporation, Pittsburgh, 1971, p. 1096

Pour un acier donné, les deux facteurs qui vont conditionner le résultat de la trempe sont : la trempabilité de l'acier dans les conditions d'austénisation adoptées et les conditions de refroidissement de l'austénite.

TREMPABILITE

La trempabilité est définie comme l'aptitude d'un acier à acquérir son durcissement optimal ou sa capacité à former de la martensite lors du procédé de la trempe. Autrement dit, un acier possède une bonne trempabilité lorsque toutes les régions austénitisées durant la chauffe deviennent martensitiques après le refroidissement. La trempabilité dépend surtout des éléments d'alliage ajoutés à l'acier et de la taille des grains d'austénite.

Généralement les aciers à faible teneur en carbone, la suffisance de trempabilité peut se remédier par l'ajout des éléments d'alliage, notamment Ni, Cr, Mo et qui affecte aussi leurs conductivité thermique (Kremnev, Kholodnov et Vladimirova, 1988).

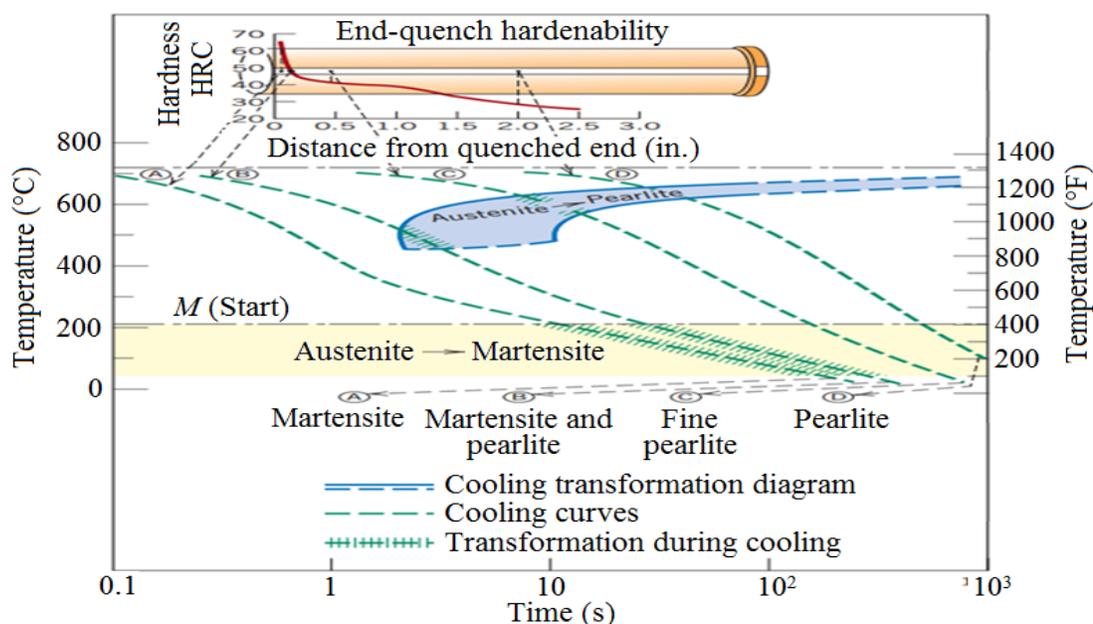


Figure 3 : Corrélation entre trempabilité et refroidissement continu d'un acier allié.

Adapté par H. Boyer (éditeur), Atlas-isothermal transformation et de refroidissement diagrammes de transformation, de l'American Society for Metals, 1977, p. 376

La trempabilité d'un acier est déterminée par les diagrammes de transformation en refroidissement continu et indirectement, par les courbes de dureté vs les conditions de refroidissement (les traits caractérisent les vitesses de refroidissement utilisées en fonction de la dureté à obtenir définie au-dessus de l'axe des abscisses) (Figure 3), et plus pratiquement par les courbes Jominy (Figure 4). La vitesse de trempe minimale ou la vitesse critique de trempe qui permet d'obtenir une structure complètement martensitique dépend de la composition chimique de l'acier, des conditions d'austénisation et de la grosseur du grain austénitique définissent la trempabilité de l'acier.

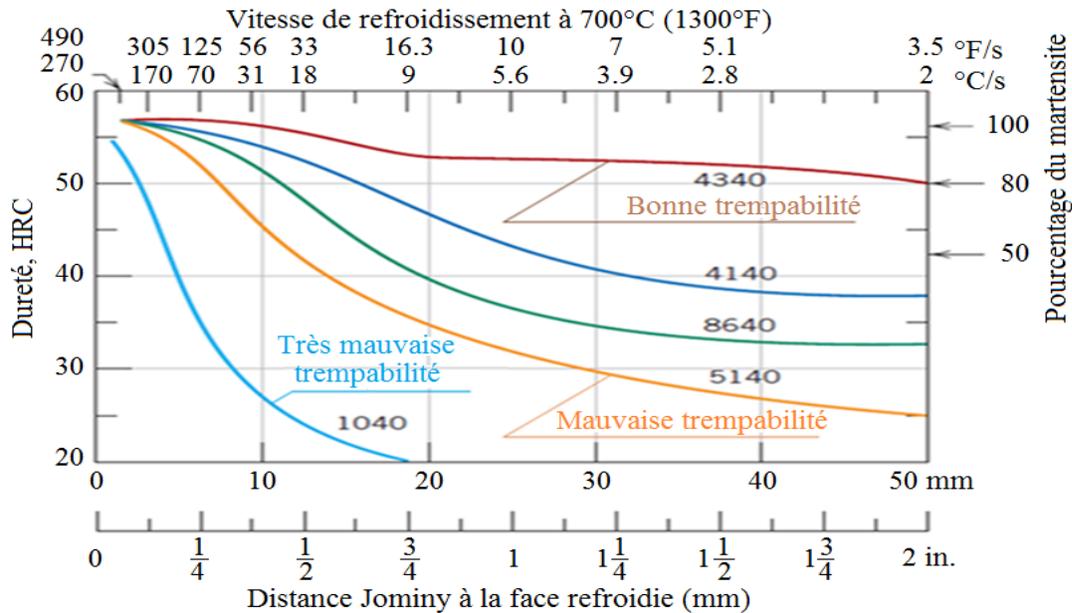


Figure 4 : Diagramme de trempabilité pour cinq différents aciers contenant 0.4wt% de carbone

Adaptée à partir du livre: William D. Callister, Jr. Material Science and Engineering: An Introduction, pp. 393, 7th edition, 2006, John Wiley & Sons, Inc.

ESSAI DE JOMINY

L'essai Jominy sert à mesurer la trempabilité des aciers normalisés afin d'éliminer les différences de microstructure en raison de l'effet de forgeage. Il s'agit de chauffer un échantillon normalisé de forme cylindrique de 25.4 mm de diamètre et 100 mm de longueur (Figure 5) à une température d'austénitisation (~980°–1010°C), puis le refroidir par un jet d'eau contrôlé et standardisé (procédé de trempe). L'échantillon doit être rapidement transféré à la machine d'essai, où il est maintenu verticalement et pulvérisé avec un débit contrôlé d'eau sur une extrémité de l'échantillon. Cela refroidit l'échantillon à partir d'une extrémité, simulant l'effet de la trempe d'une pièce en acier à large échelle dans l'eau. Parce que la vitesse de refroidissement diminue à mesure que l'on se déplace plus loin de la fin trempée. Après la trempe, l'échantillon subit un ensemble de mesure de dureté en

commençant par l'extrémité trempée jusqu'à arriver à la dureté initiale de la pièce. Les standards de mesure de dureté m est soit HRC, soit HV30.

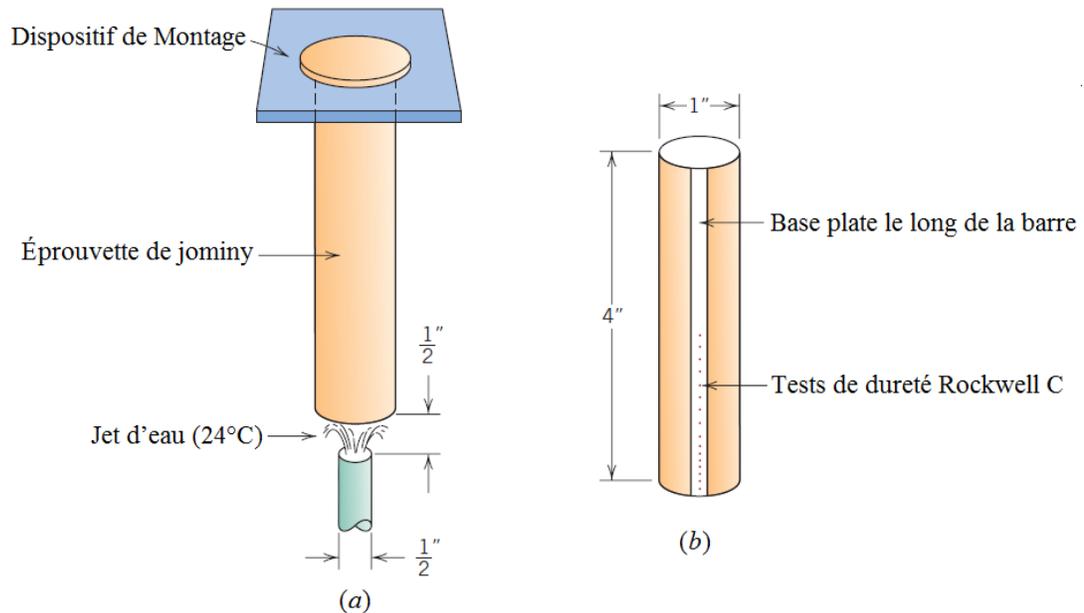


Figure 5 : Schéma d'éprouvette de Jominy à extrémité trempée (a) montée lors de la trempe (b) après le test de durcissement de l'extrémité trempée le long de la base plate
Adaptée de: G. E. Guy, Essentials of Materials Science. Copyright 1978 by McGraw-Hill Book Company, New York

La variation de la dureté le long de la surface d'essai est le résultat d'une variation micro-structurale apparaissant au fur et à mesure que le taux de refroidissement diminue selon la distance à partir de l'extrémité trempée. Plus le matériau est dur à une distance donnée à partir de l'extrémité, plus il sera "durcissable".

PROFIL DE DURETE

Comme d'autres techniques de traitement de surface, la trempe au laser génère sur la surface traitée une couche superficielle très solide en la comparant avec le cœur. Le passage de la mesure de dureté tout en commençant par le premier point en surface jusqu'à ce que la matière en vrac, présente un profil spécifique de dureté appelé la courbe du profil de dureté. Cette courbe est caractérisée par quatre régions distinctes (Figure 20).

La première région est considérée la partie la plus importante dans le profil de dureté car elle contient les valeurs de dureté les plus élevées en raison de sa microstructure martensitique (Martensite fraîche), dont tous les points de cette région ont dépassé la température A_{c3} durant le traitement, $770\text{ °C} - 983\text{ °C}$ (Niewielski et *al.*, 2006).

La deuxième région correspond à la chute brutale de la dureté jusqu'à l'atteinte d'une valeur minimale, de sorte que la profondeur de cette dernière est inversement proportionnelle au gradient de refroidissement. Ce n'est qu'à partir de la température A_{c1} ($678\text{ °C} - 787\text{ °C}$) qu'on observe le début de chute de la dureté et ceci est dû au refroidissement rapide de la pièce qui empêche les points de cette région d'atteindre la température d'austénitisation complète A_{c3} (Shiue et *al.*, 1992).

La troisième région représente la remontée de la dureté jusqu'à l'atteinte de la valeur de dureté initiale. Le comportement aberrant du profil de dureté dans la deuxième région est le résultat des évolutions microstructurales dont la martensite formée est accompagnée de l'austénite résiduelle et la dureté de chaque point dans cette région est proportionnelle à la teneur en austénite résiduelle correspondante.

La quatrième région se trouve généralement dans le début du profil de dureté, cette région apparaît juste quand la pièce traitée subit une quantité d'énergie du faisceau laser qui dépasse le point de fusion de l'acier traité. La dureté dans cette zone est aussi élevée mais pas autant que celles de la zone durcie dont la cause est la perte du carbone durant le chauffage, cette zone est connue par la zone fondue.

En traitant thermiquement la surface de l'acier, la distorsion de surface, la nature de la martensite formée et la dureté maximum correspondante et les contraintes résiduelles sont des critères de qualité corrélés aux caractéristiques de la zone durcie telles que la profondeur et les valeurs de dureté de chaque région. Les régions de la zone durcie sont sensibles aux paramètres du procédé envisagés de sorte qu'il est possible de contrôler les caractéristiques de la zone durcie à partir des paramètres de traitement et de leurs niveaux. Partant de cette idée, l'ingénierie de surface vise à améliorer les propriétés mécaniques des

matériaux par l'application du procédé de durcissement de surface tout en contrôlant les caractéristiques de la zone durcie ainsi que les critères de qualité de procédé par l'établissement des paramètres d'influence appropriés ainsi que leurs niveaux sans recourir au processus d'essais-erreurs.

PROBLEMATIQUE

À l'heure actuelle, il est évident que l'industrie a tendance à utiliser le laser lorsqu'il s'agit du durcissement de surface car ce dernier présente plusieurs avantages comparativement aux procédés de durcissement de surface conventionnels. En dépit de cela, l'industrie impose des restrictions sur la qualité du traitement (les caractéristiques de la zone durcie). Ces conditions obligeaient les manufacturiers à élaborer de nombreux essais expérimentaux coûteux et fastidieux et des travaux analytiques extrêmement complexes pour essayer de comprendre le phénomène de procédé de trempe au laser et de savoir à quoi le profil de dureté est sensible et quels sont les paramètres possibles qui peuvent l'affecter.

Toujours dans le même contexte, le mécanisme de chauffage lors du traitement est très complexe, car beaucoup de facteurs peuvent modifier les conditions de travail. Pour que ce phénomène évolue, il est nécessaire d'établir le choix des paramètres optimaux du procédé de trempe au laser (Grecu, Demian., 2013). Les principales variables ou paramètres du procédé de durcissement au laser peuvent être considérées en trois groupes.

1. les caractéristiques de faisceau laser
2. les propriétés de matériau
3. la géométrie de la pièce à traiter

Les paramètres de base de la trempe au laser qui ont plus d'impact sur les grandeurs ou les critères mesurés (les caractéristiques de la zone durcie) sont les paramètres machine tels que la puissance laser et la vitesse de balayage (vitesse de la pièce en face du faisceau

laser). Ces deux paramètres ont une influence sur la durée d'interaction d'irradiation de laser avec la pièce traitée, et finalement la forme de la taille du spot laser tombant sur le matériau (Orazi, 2010). Généralement, la densité de puissance, l'énergie spécifique et la durée de l'interaction sont bien dépendantes lors de la trempe au laser (Elijah, 2009). Une puissance de 103-105 W/cm² avec un temps d'interactions entre 0.01-3 s sont des valeurs typiques pour produire de la martensite dans l'acier (Bradley et Kim, 1988).

La connaissance de la composition des matériaux ainsi que sa microstructure initiale est très importante avant de s'engager dans le procédé de trempe au laser. Les éléments d'alliage influencent fortement la conductivité thermique, et comme la conductivité thermique des éléments d'alliage augmente, la profondeur de la pénétration thermique augmente aussi dans un temps donné. Les aciers alliés se durcissent à grande profondeur par rapport aux aciers de carbone, bien que la conductivité thermique des aciers alliés soit la moitié de celle des aciers au carbone. Par conséquent, au durcissement des aciers alliés, la faible conductivité thermique maintient la chaleur concentrée pour une longue durée dans un espace déterminé dans le matériau, donc une couche plus épaisse est chauffée. Par contre, dans le cas de durcissement des aciers au carbone, la chaleur est plus dispersée dans la profondeur du métal à cause de la bonne conductivité thermique. La dureté de martensite formée par la trempe au laser dépend de l'homogénéité et la croissance de l'austénite durant l'austénitisation (Mioković, 2007), une austénitisation complète peut se produire rapidement si la structure initiale de l'acier est fine, car cette structure uniforme mène à la bonne diffusion (diffusion rapide de carbone dans les zones à plus faible concentration de carbone de la ferrite, grâce aux distances très courtes) afin d'avoir une bonne homogénéité. Par contre la diffusion de carbone prend du temps si la microstructure initiale est grossière, qui cause l'apparition de l'austénite avec un taux de carbone moins élevé ou non-homogène dans le cas où le temps de l'austénitisation est trop court telle que la trempe au laser. Pour cette raison, il est très important que le temps d'interaction de laser-matériau soit relativement élevé, si le matériau a une microstructure grossière, afin que le carbone prenne le temps de se diffuser complètement dans la ferrite.

La distribution de flux de chaleur dépend fortement de la géométrie de composant, l'épaisseur de la pièce traitée doit être égale au moins dix fois à la profondeur de la région durcie désirée, pour permettre l'auto-trempe de se produire sans affecter significativement le matériau de base par la chaleur. C'est pour cela, les pièces traitées au laser ont des grandes dimensions par rapport à la profondeur de la couche durcie. Majoritairement, les pièces ont une forme rectangulaire dont l'épaisseur varie de 0.9 à 1.3cm (Rana, 2007 et Mioković, 2007).

L'absorption du laser varie d'un matériau à un autre, tout dépend des propriétés de surface du métal tel que de la rugosité, la texture et de la présence de la couche d'oxyde. La lumière incidente d'un faisceau laser CO2 perpendiculaire sur la surface de composant, peut se réfléchir de 90 à 98 % si cette surface est parfaitement polie (Greco, Demian., 2013). Pour une lumière incidente normale du faisceau laser, l'absorption de la surface augmente avec la rugosité de surface. Mais si la lumière incidente est tangente à la surface, la relation entre le coefficient d'absorption et la rugosité de surface devient plus complexe, et dans certains cas quand la surface est trop rugueuse, le coefficient d'absorption peut s'augmenter, se diminuer et se ré-augmenter sans qu'il soit stable (Bergtrom, 2007).

Les efforts très onéreux et les pertes de temps lors de l'exécution des essais expérimentaux pour arriver à établir les niveaux de paramètres de traitement appropriés générant un profil de dureté prédéterminé sont un fardeau trop lourd pour les manufacturiers. En conséquence, la prédiction du profil de dureté est une solution judicieuse permettant de contrôler la qualité du procédé de trempe au laser en déterminant les paramètres et les niveaux optimums sans dépenser des ressources et gaspiller du temps dans les essais. Néanmoins, en dépit des recherches menées sur l'étude de sensibilité du profil de dureté et l'effet des paramètres de traitement sur la qualité du procédé, l'état actuel des connaissances et du savoir-faire primitifs en ce qui concerne les traitements thermiques de surface n'a pas atteint encore le niveau qui permet de développer des modèles numériques ou empiriques capables de prédire avec précision le profil de dureté et les caractéristiques de la zone durcie. Dans cette optique, la littérature montre que seules

quelques études ont porté sur la modélisation et la prédiction des réponses du procédé de durcissement au laser en fonction des paramètres de contrôle. Woo et *al.*[9] ont estimé dans une étude expérimentale les dimensions de la couche durcie de l'acier SM45C traité par le Laser CO2 de 4 kW en utilisant des techniques de prédiction, telles que la régression multiple et les réseaux de neurones artificiels. Ils se sont concentrés principalement sur les effets de l'épaisseur du revêtement sur la couche durcie. Shercliff et *al.*[12] ont mené une étude analytique pour prédire le profil durci, en élaborant un modèle de flux de chaleur approximative. Ce modèle utilise différentes sources de distribution Laser telles que gaussienne, rectangulaire et uniforme, pour exploiter les relations dimensionnelles entre les variables du procédé, afin de fournir des diagrammes estimant la profondeur durcie. Lambiase et *al.*[17] ont développé un modèle expert en utilisant les réseaux de neurones artificiels afin d'évaluer le profil de température et l'historique thermique d'une pièce traitée au laser dans différentes conditions de traitement.

Généralement, les recherches basées sur la modélisation du procédé de trempe au laser se limitent sur la modélisation de certaines réponses de procédé sans mettre en évidence la modélisation du concept global du profil de dureté qui mènent au contrôle total des caractéristiques de la zone durcie et des critères de qualité de procédé de la trempe en fonction des paramètres de traitement. Pour cette raison, la présente étude vise à modéliser entièrement le profil de dureté de l'acier AISI 4340 par deux modèles de calcul et selon deux techniques de caractérisation distinctives et originales afin de prédire la qualité du procédé de trempe au laser et d'évaluer l'efficacité de ce type de modélisation.

OBJECTIFS

L'objectif principal de cette recherche consiste à développer des modèles capables de prédire le profil de dureté de l'acier AISI 4340 traité thermiquement au laser. Plus spécifiquement, cette étude vise trois sous objectifs. Le premier consiste à étudier la sensibilité du profil de dureté des plaques rectangulaires en AISI4340 trempée au laser tout en évaluant l'impact des paramètres machine et l'importance des propriétés du matériau sur

la qualité de profil de dureté et de dévoiler les principaux paramètres optimums qui contrôlent la qualité du procédé par l'utilisation des outils statistiques capables d'analyser les effets et les contributions de chaque paramètre. Le deuxième sous objectif consiste en premier temps à modéliser le profil de dureté tout en développant des modèles capables de prédire la profondeur et dureté de chaque région du profil de dureté en fonction des paramètres d'entrée en utilisant deux méthodes de calcul telles que la régression multiple non linéaire et le réseau de neurones artificiels, et en deuxième temps à évaluer la capacité prédictive de chaque méthode de calcul en comparant les résultats de modélisation obtenus avec ceux des expériences et de validations. Finalement, le troisième sous objectif consiste en premier temps à caractériser le profil de dureté selon deux approches de caractérisation (géométrique et ponctuelle), et en deuxième temps, à modéliser les attributs caractérisés en utilisant la méthode de calcul du réseau de neurones artificiels, et en deuxième temps à évaluer les performances des approches de caractérisation ainsi que leur efficacité sur la modélisation de la qualité du procédé de trempe en mesurant la précision des modèles développés par des critères d'évaluation de performance.

METHODOLOGIE

Le but principal de cette recherche étant la modélisation du profil de dureté de l'acier AISI4340 en fonction des paramètres machine et les paramètres matériaux, l'étude de sensibilité du profil de dureté en fonction des paramètres de traitement est considérée comme une étape indispensable qui doit précéder la modélisation et la prédiction du profil de dureté. Cette étape permet de déterminer les paramètres optimum qui affectent positivement la qualité de modélisation, elle consiste à évaluer les effets et l'impactes des paramètres de traitement en analysant les résultats obtenus par le moyen des outils statistiques. Les démarches suivies pour atteindre les objectifs soulignés dans ce mémoire sont divisées en quatre étapes distincts, procéder les essais expérimentaux et mesures de profil de dureté, analyser les effets et contributions des paramètres de traitement, modéliser le profil de dureté en fonction des paramètres de traitement et valider les modèles développés.

Les essais expérimentaux sont réalisés sur des plaques parallélépipédiques en acier AISI4340 de $50 \times 30 \times 5 \text{ mm}^3$ subissant un apport thermique provenant de faisceau laser de 2.226 mm de diamètre généré par une source laser Nd:YAG, les plaques à traiter sont montées sur une table proche d'un robot M-710/70 iC 6-axes qui permet de contrôler la tête laser Precitec YW50 dans la zone de travail avec une précision de 50 μm . la phase finale de cette étape consiste à caractériser la zone durcie en utilisant la machine de microdureté qui se nomme «Clemex machine», permettant de figurer la forme des profils de dureté. La stratégie de tous les essais expérimentaux a été basée sur la méthode de Taguchi qui fournit des plans factoriels efficaces et robustes permettant d'acquérir des données statistiquement significatives en appliquant un nombre minimum de tests.

À partir des profils de dureté, les caractéristiques de la zone durcie de chaque échantillon sont mesurées afin de pouvoir analyser les effets des paramètres de traitement. L'analyse de la variance (ANOVA) a été adoptée pour déceler les paramètres optimums de procédé en mettant en relief la contribution en pourcentage et les effets moyens de chaque paramètre.

Une fois les caractéristiques de la zone durcie sont mesurées et l'impact des paramètres d'influences sur les réponses d'intérêt est évalué, l'ensemble des informations obtenues est suffisamment assez pour procéder à la modélisation. La conception des modèles est faite par la méthode de régression multiples non linéaire, une technique mathématique et statistique utile pour générer des modèles empiriques qui présentent la relation entre les paramètres d'entrée et les réponses de sortie du problème, et par la méthode de réseau de neurones artificiels, technique efficace pour modéliser des phénomènes complexes avec un niveau élevé d'exactitude. On s'est servi d'un logiciel tableur (Excel) pour développer les modèles par la méthode de régression multiples non linéaire, l'efficacité de cette méthode dépend des valeurs des coefficients de régression et de régresseurs adéquats. Concernant La conception des modèles par la méthode de réseau de neurones artificiels, on s'est servi du logiciel commercial (Matlab). Puisque l'efficacité de la modélisation par la méthode de réseau de neurones artificiels dépend du nombre de

neurones de la couche cachée, plusieurs tentatives d'apprentissage ont été menées afin de trouver le nombre des neurones adéquat permettant de développer des modèles de bonne précision.

Les caractéristiques ou les attributs à modéliser sont sélectionnées à partir du profil de dureté par deux approches de caractérisation, l'approche ponctuelle sert à sélectionner les profondeurs et les duretés associées de chaque région de la zone durcie dont sept attributs seront modélisés en fonction des paramètres d'entrée, alors que l'approche géométrique vise à donner au profil de dureté une forme linéaire afin d'extraire les amplitudes, les pentes et les pics pour les modéliser également.

Étant donné que le procédé de modélisation nécessite d'être démontré par des vérifications, la dernière étape pour atteindre les objectifs de ce projet consiste à valider les modèles développés en fonction des données des essais expérimentaux. La même stratégie des essais a été adoptée pour effectuer les tests de validation dont la méthode de Taguchi. Concernant les tests de validation, les niveaux de chaque paramètre de traitement sont égaux aux valeurs centre des niveaux de paramètres utilisés pour effectuer les essais expérimentaux afin de garder la même marge ou l'intervalle des valeurs de paramètres et ne pas nuire à la qualité de modélisation.

ORGANISATION DU MEMOIRE

Ce mémoire est rédigé sous forme d'articles, il commence par une introduction générale sur les matériaux, les aciers et les procédés de traitement thermique de surface. L'introduction présente une description du système de traitement au laser, ses applications et ses avantages par rapport à d'autres procédés de traitements de surface des aciers. L'introduction présente également la problématique, les objectifs et les principales dimensions méthodologiques du projet de recherche. Le premier chapitre présente l'article consacré à l'étude de la sensibilité du profil de dureté de l'acier AISI 4340 en fonction des paramètres de procédé. Le second chapitre présente l'article qui introduit la modélisation du profil de dureté par l'utilisation des méthodes de régression multiples non-linéaire et le

réseau de neurones artificiels. Le troisième article est présenté au troisième chapitre qui aborde la modélisation du profil de dureté par l'utilisation de la méthode du réseau de neurones artificiels dans lequel les approches géométriques et ponctuelles sont exploitées pour améliorer les performances des modèles de prédiction. Finalement, une conclusion générale vient souligner l'importance des principaux résultats et formule quelques recommandations et des pistes pour des travaux futurs.

CHAPITRE 1

ÉTUDE DE SENSIBILITÉ DU PROFIL DE DURETÉ DE L'ACIER AISI4340 TRAITÉ THERMIQUEMENT AU LASER

1.1 RESUME EN FRANÇAIS DU PREMIER ARTICLE

L'AISI 4340 est un acier de référence lorsqu'il est question de la haute résistance. Ces principales caractéristiques telles que : la forte robustesse, la forte ténacité, la bonne ductilité et l'immunisation contre la fragilisation lui offrent une excellente réputation dans le monde de l'industrie. Vu son excellente trempabilité en le comparant avec les aciers de sa classe (Cwc% 0.38-0.43) (Figure 4), l'acier AISI 4340 est généralement soumis à un traitement thermique avant l'utilisation. Ce procédé a pour but d'améliorer le champ de dureté, la résistance à l'usure et (ou) à la fatigue et les conditions de lubrification de la surface des composants mécaniques.

Parmi les procédés de traitements thermiques des aciers, le durcissement au laser est considéré un choix judicieux en raison de ces avantages uniques mentionnés précédemment. Ce procédé consiste à durcir la couche superficielle du composant tout en formant un profil de dureté (Figure 20). Lors de l'application de procédé de durcissement au laser, il est très important de mettre en évidence la qualité de ce procédé telle que : la forme du profil de dureté, la dureté maximum, la largeur et la profondeur de la zone durcie, les dimensions de la zone de transitions, les paramètres d'influence...etc.

Selon la littérature, le profil de dureté et la dimension de la zone durcie du composant sont fortement sensibles aux paramètres du procédé de durcissement au laser, ainsi que leurs niveaux. Le présent travail consiste à évaluer la sensibilité du profil de dureté de l'acier AISI 4340 traité au laser Nd:YAG, tout en analysant l'effet des paramètres de procédé et de leur interaction sur la profondeur de dureté obtenue lors de la transformation de durcissement au laser.

Quatre paramètres contrôlables sont choisis dont : la puissance en kW, la vitesse de balayage en mm/s et la dureté initiale en HRC du composant et son état de surface. Le choix de niveaux des paramètres laser tels que : la puissance et la vitesse de balayage, était basé sur des essais préliminaires afin d'assurer l'austenitisation de la zone traitée. Une fois les niveaux sélectionnés, une série d'essais systématique est effectuée selon un plan orthogonal L9 de Taguchi.

Suite aux caractérisations du profil de dureté, et en mettant en évidence la profondeur et la largeur de la couche durcie, les valeurs obtenues sont analysées par la méthode de l'analyse de la variance ANOVA afin de déterminer l'impact des paramètres de procédé sur les facteurs de sortie déjà mentionnés auparavant et les interactions possibles entre eux.

Les résultats de l'ANOVA montre que la puissance du laser est le facteur qui affecte le plus les réponses d'intérêt ; de sorte que l'augmentation de la puissance laser mène à une augmentation dans les valeurs de la profondeur et largeur durcies. La vitesse de balayage du faisceau laser et l'état de surface du substrat ont moins d'effet que la puissance du laser. Une faible vitesse de balayage est recommandée pour obtenir une large et profonde zone durcie. Alors que l'effet de la dureté initiale sur le procédé de durcissement laser reste négligeable. Les résultats obtenus seront utilisés de façon avantageuse pour planifier la modélisation et pour représenter les bases des modèles de prévision robustes.

Ce premier article, intitulé « étude de sensibilité du profil de dureté de l'acier 4340 traité thermiquement au laser » a été publié dans la revue *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering (IJETAE)* en 2015. L'article a été coédité par moi-même et avec la participation du professeur Nouredine Barka et le professeur Abderrazak El Ouafi. En tant que premier auteur, ma collaboration s'est concentrée sur la recherche bibliographique, le développement de la méthode, l'accomplissement des tests de performance, l'analyse des résultats. L'idée originale de l'article a été proposée par Le professeur Nouredine Barka, il a participé également avec le professeur Abderrazak El Ouafi au développement de la méthode, l'analyse des résultats et la révision de l'article. La contribution du professeur Mohammad Jahazzi, quatrième auteur a consisté à la recherche

sur l'état de l'art ainsi qu'à la révision de l'article. Une version sommaire de cet article a été présentée à la conférence ASME 2014 International Mechanical Engineering à Montréal Q.C. (CA.) en Novembre 2014.

1.2 A SENSITIVITY STUDY OF 4340 STEEL HARDNESS PROFILE HEAT-TREATED BY LASER

1.3 ABSTRACT

Laser heat treatment is one of the most promising processes currently used in industry. In fact, by its selective and local heating capacities, it is possible for manufacturing engineers to develop reliable components with good fatigue and wear resistances. This research presents a study of the hardness profile sensitivity of simple 4340 plate hardened by laser process. Using preliminary experimental tests, the effects of each process parameters on the hardness profile are analyzed qualitatively as function of process parameters such as power and scanning speed. Accordingly, the hardness profile shape, the case depth and the developed microstructure are analyzed in detail. Finally, based on systematic experimental planning approach and using statistical tools, the influence of process parameters are analyzed and their contributions to the hardness profile are quantified. The obtained result displays an interesting potential to develop a robust predictive model.

Index Terms - Hardness profile, Laser heat treatment, predictive model.

Laser is defined as a light amplified by stimulated emission radiation. This innovation is now an indispensable and well established in several areas due to its advantageous characteristics which mainly offers better accuracy and exceptional quality at the processing level. The theory of laser was first developed by Albert Einstein in 1917 under the Quantum theory. This has been inspired by the radiation laws and quantum hypothesis of max Plank. Since the development of the first operational laser in Hughes Research Laboratories in 1960, the industry demonstrated a powerful interest in this technology. During the 70s of last century, the laser was for the first time applied in materials engineering with applications focused essentially on welding, cutting, and machining processes. Later, laser was introduced in other applications such as surface treatment, micro-machining and Nano-treatment [1], [2].

Among these applications, laser hardening is a highly efficient process, because it is able to improve the hardness field, wear resistance, fatigue life and the surface tribology conditions of mechanical components, while retaining the desirable and initial properties of the material, such as toughness and resistance. In fact, the surface engineering aims to improve the mechanical properties of the materials by changing the microstructure and/or composition of the superficial layer of the component without affecting the bulk. Laser heat treatment is applied to various steels with large range of carbon content that can vary between 0.1% and 1% [3]. It exhibits several industrial advantages when compared to conventional processes such as thermochemical surface treatment. The process is distinguished by the high quality of the finished product and a good control of distortions. Moreover, the process is called clean process and offers local and selective hardening capacity [4]. In laser hardening transformation process, the hardness profile, the hardenability and the phase transformations are affected by the quality and nature of the process parameters. Generally, the laser beam power, the scanning speed, the beam spot diameter and the focal length of the laser are the most considered parameters in the laser hardening process as they may affect the interaction time of the laser radiation with the hardened part [5].

Finally, the geometric shape of the laser beam, the geometry and surface condition of the material, and the absorptivity of the surface to laser radiation, are also parameters involved in laser hardening. The laser beam wavelength has a very important role in the laser hardening process, as the energy absorbed by the material depends strongly on the latter. The amount of light reflected by the surface is proportional to the wavelength. The incident light of a CO₂ laser beam perpendicular to the surface of the component may reflect 90% to 98% if the surface is perfectly polished. For this reason, the Nd:YAG laser is considered a good choice for laser heat treatment process because it provides a laser beam with a very short wavelength compared to other laser technologies. This allows the beam to penetrate the materials more than classical laser technology [6, 8].

Based on literature review, further studies have examined the effect of microstructure on the case depth. The majority of the researches are interested to the effect of conventional parameters (power and scanning speed) adding to the beam shape and focal length [9]. Some researchers have demonstrated that the hardness profile formed by laser hardening depends on the homogeneity and growth of austenite during austenitization [10]. Consequently, a complete austenitization can take place quickly if the initial structure of the steel is fine, since this uniform structure leads to good diffusion that implies a fast diffusion of carbon in areas with lower concentration of carbon in ferrite. By contrast, the carbon diffusion takes more times if the initial microstructure is coarse [11]. It causes the formation of austenite with amount of carbon or non-homogeneous austenite if austenitizing is too short as it is the case in laser hardening. It is clear that a sensitivity analysis or model is needed to express the hardness as a function of the process parameters. Such a study would be to make an exploratory analysis of the process before studying the effects of process parameters. This study could present a potential to prepare the basis for a predictive model.

The main objective of this paper is to analyze the effect of process parameters and their interactions on the case depth and the hardened width obtained upon the transformation upon laser hardening. To achieve this goal an experimental setup was developed and preliminary tests performed. In the second step, a systematic tests plan using Taguchi design strategy was devised to execute the final tests. The third and final step was principally focused on the study of the effects of the various factors affecting the hardness profile and the possible interactions between them using statistical tools.

1.4 EXPERIMENTATION

1.4.1 Experimental Setup

Experimental tests are performed on parallelepiped plate (50 mm x 30 mm x 5 mm) made of 4340 steel. The experimented material is considered as low alloyed steel and is known for its excellent hardenability and high strength. Indeed, it is used frequently to manufacture critical aircraft components, automobiles, pressure vessels, etc. The tested plates were mounted on table using clamps. The laser source was mounted on Fanuc 6 joints robot having 50 μm accuracy. A very precise pyrometer was used to measure the temperature during heating. The laser source is moved longitudinally crossing the part with 310 mm focal length (ϕ 2.226 mm focal diameter). Fig. 1 shows a representation of the experimental setup. Before starting the laser treatment, the plates were machined from material bars, quenched and tempered to ensure having adequate initial core hardness (40 HRC). Once the tests were performed and the hardness profiles verified, metallurgical specimens were carefully prepared, polished and etched using Nital (95% from alcohol and 5% from nitric acid). The hardness profiles were characterized using micro-hardness Clemex machine.

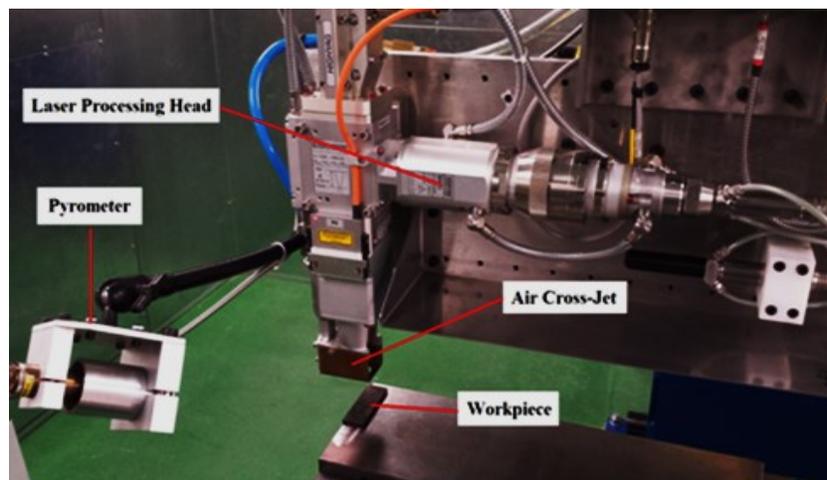


Figure 6 : Experimental setup - Laser cell

1.4.2 Preliminary tests

Before starting the final tests serving for statistical analysis, the preliminary tests are used to understand and determinate the rough range of parameters variation. During the first stage, three ramping tests are executed at three different scanning speeds. The specimen were prepared, quenched and tempered in a furnace to reach relatively high core hardness of about 40 HRC indicating that the microstructure is in a relatively unstable martensitic state. Upon the completion of the tests, the beam power and scanning speeds are selected to ensure a case depth between 1 mm and 1.5 mm. Consequently, a factorial plan using only the power and the scanning speed as factors was selected. This strategy includes 2 parameters at 2 levels and implies 4 tests totally. These efforts allow a rough forecasting of the process parameters effects on the hardness profile and to identify the overall range of variation. (Figure 7) illustrates the metallographic picture representing the hardness profile obtained with 1 kW power and a scanning speed of 16 mm/s. This profile has an elliptical shape and it is significant to distinguish two regions most exposed to the non-heat-affected region. The first one is the melted region near the surface that receives a great amount of energy rapidly. The second region represents the hardened region since the temperature exceeds the austenitizing temperature (A_{c3}) to be austenitized and to change in martensite by self-cooling.

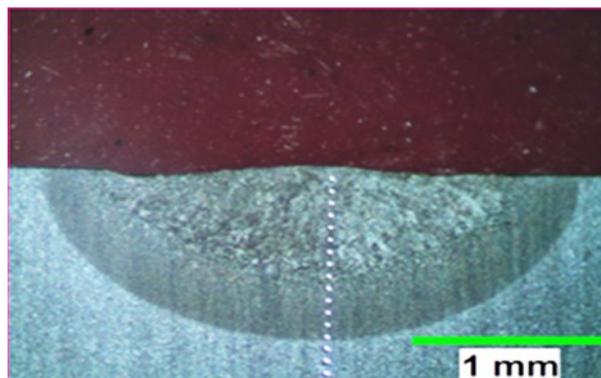


Figure 7 : Hardness profile - 1 kW and 16 mm/s

To understand the evolution of hardness in the material, the hardness curves for the 4 identified tests are presented in (Figure 8). Initially, the material is quenched and tempered to reach relatively high core hardness which means that the microstructure is in a relatively unstable martensitic state. The first region is characterized by maximum hardness compared to the part core. This region is completely transformed to austenitic phase (above Ac3) and to martensitic structure upon rapid cooling. The second region shows a drastic drop in hardness to reach its minimum value. The third region is heated but without reaching Ac1. Consequently, this region is completely tempered by the heat flow effect. Finally, the fourth region corresponds to the zone not affected by the thermal flow. According to these results, the case depth is characterized by the first zone called hard zone. The preliminary tests results show that the case depth varies from 0.8 mm to 1.7 mm depending on the scanning speed and the power. The minimum power test (500 W) transforms a layer with 0.8 mm to martensite. It is then possible to reduce the power and ensure that transformation will occur.

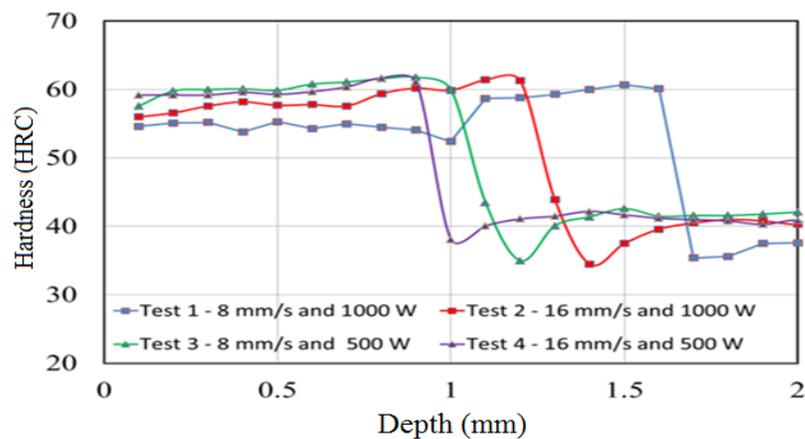


Figure 8 : Hardness curves obtained during preliminary tests

1.4.3 Experimental design

Because of its simplicity and transparency, the factorial design is usually the most used model in experimentation. However, its use leads to excessive costs, especially when

the number of variables is large. In addition, supplementary data include standard errors or error bars whenever relevant the results reliability produced by the factorial design in the presence of interaction is questionable. The use of strategies such as orthogonal arrays (AO) developed by Taguchi leads to efficient and robust fractional designs to acquire statistically significant data with minimal tests number. Since the hardness profile depends on the surface hardness and this property depends on the maximum temperature reached, it is not adequate to choose parameters levels without a good knowledge of the process. In fact, to ensure that the layer is transformed to martensite, the temperature must exceed A_{c3} . It is relevant to make some trial and error as initial strategy to find a fixed mean case depth. Since A_{c3} is about $850\text{ }^{\circ}\text{C}$, the target temperature is $1000\text{ }^{\circ}\text{C}$ and the case depth is about 1 mm. The experimental study started by defining the parameters (power and speed) that are able to ensure the achievement of these conditions. The choice of three levels for initial hardness is justified by the fact that the hardness profile is affected by this hardness.

Table 1 shows the factors and their levels used in planning the experiments. As a result, four factors are considered: 4 factors with 3 levels. Three of them are continues and are related to the power (P), the scanning speed (V) and initial hardness (H). The other one is related to surface nature (S). The source power provided in kW and the scanning speed tuned in mm/s are considered machine parameters. The variation range of parameters has nominal values used to reach the nominal hardness case depth (0.7 kW, 12 mm/s, 40 HRC and with black surface as treated). The design that meets this problem is a L9 matrix corresponding to distinguished nine tests. Each test consists of performing a linear and horizontal translation of laser beam in a length of 45 mm. For each of the 9 tests, the signals from the calorimeter and pyrometer are acquired, packaged and processed to extract the most relevant data. The hardness profile is determined examining the cross section of the plate and measured by micro-hardness machine as function of the depth.

Table 1 : Experimental planning

Factors	Level
Initial hardness (HRC)	35, 40 and 45
Surface nature	As treated (1) - finished (2) - sandblasted (3)
Power (kW)	0.4, 0.7 and 1
Speed (mm/s)	8, 12 and 16

The experimental results were statistically analyzed using two statistical indices, derived from analysis of variance (ANOVA), the percent contribution and the average effects of each factor. The percent contribution of a factor reflects the portion of the total variation observed in the experiment attributed to each factor and eventually from the interactions between the factors. Ideally, the total percent contribution of all considered factors must add up to 100%. The difference from 100% represents the contribution of some other uncontrolled factors and experimental errors. Another interesting way to analyze the effect of a given factor is the graph of average effects. As the experiments were designed using an OA, the estimates of the average effects will not be biased [12].

1.5 STATISTICAL ANALYSIS

1.5.1 Results

As it was mentioned above in the objective section, this study was mainly conducted to explore the laser transformation hardening on the AISI 4340 steel, by highlighting the profiles of hardness, the case depth and the hardened width of the heat-treated part. The experimental results are summarized in Table 2. The obtained results demonstrate that case depth (d) and hardened width (w), measuring the martensite transformation during heating, are both minimal during test 8 (35 HRC, finished surface, 0.4 kW and 16 mm/s) and are

maximal for test 7 (35 HRC, as treated surface, 1 kW and 12 mm/s). The case depth and the hardened width are 0.50 mm and 1.91 mm respectively for the test 8. However, they are 1.23 mm and 2.82 mm in that order for the test 9. Moreover, the results obtained by test 5 are near to those obtained in test 7. Such results can be explained by the influence of the provided beam power on each test. Some similarities exist between tests 2 and 4 in terms of case depth and hardened width. Once again, only the power remains not changed. Consequently, the power has large effect on the hardness profile as also indicated by ANOVA analysis. The case depth and the hardened width vary in the range defined by tests 7 and 8. It is important to note that the hardened width is about 3 times the case depth.

The analysis of the hardened layer upon the laser heating and cooling indicates a semicircular form left by the Gaussian distribution of power. The depth is maximal at the middle plan and decreases drastically with the width. (Figure 9) illustrates the hardness profile for test 7. The layer is almost 2 times that obtained in test 8. (Figure 10) presents the hardness profile obtained during test 8. The hardness profile is smaller than found during test 7. The melted zone seems to be reduced in this case. The hardness curves obtained during tests 7 and 8 are illustrated in (Figure 11 and Figure 12). Fig.11 shows the hardness values along the case depth until the material bulk. The hardness is high near the surface and continues to increase with the depth until reaching the case depth then it drops off to its initial value. In test 8, the hardness in the case depth remains almost constant. While in test 7, two levels of hardness values were observed, the first segment starts from the surface until 0.8 mm of depth which represents the melting zone, then it increase to reach maximum value which represents the heat affected zone.

Table 2 : L9 orthogonal array and experiments results

Test	H (HRC)	S	P (W)	V (m/s)	d (mm)	w (mm)
1	45	1	400	8	0.69	2.16
2	45	2	700	12	0.79	2.30
3	45	3	1000	16	0.88	2.31
4	40	1	700	16	0.81	2.27
5	40	2	1000	8	1.18	2.63
6	40	3	400	12	0.59	2.02
7	35	1	1000	12	1.23	2.82
8	35	2	400	16	0.50	1.91
9	35	3	700	8	0.86	2.40

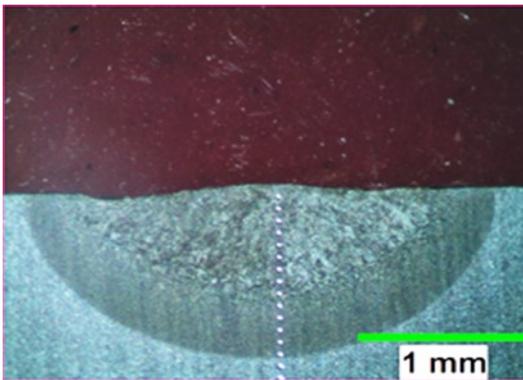


Figure 9 : Hardness profile - Test 7

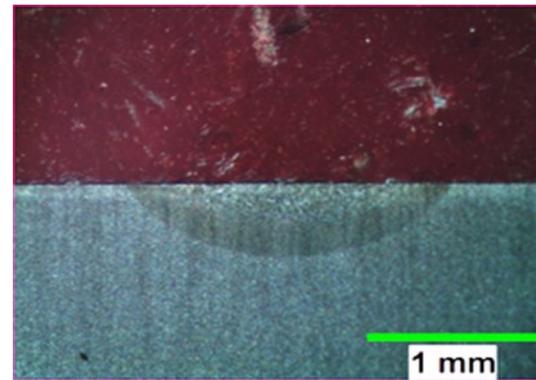


Figure 10 : Hardness profile - Test 8

The maximum hardness of the two tests 7 and 8 are almost identical. The melting zone in test 7 is very wide compared to the heat affected zone due to large amount of power applied on the sample (1000 W). The results demonstrate that no melting zone was observed in test 8 and the depth case was entirely hardened thanks to the moderate applied power (400 W). The results showed also that the over-tempering zone is absent due to the

low initial hardness of the two illustrated tests. However, the over-tempering is a reality for the first tests. The over-tempering becomes more important when the core hardness is about 45 HRC.

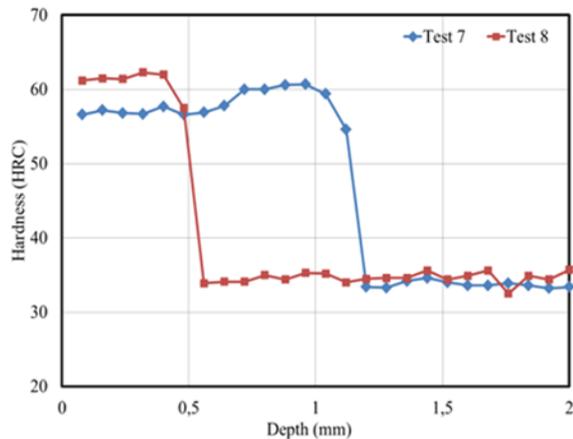


Figure 11 : Hardness curve versus depth

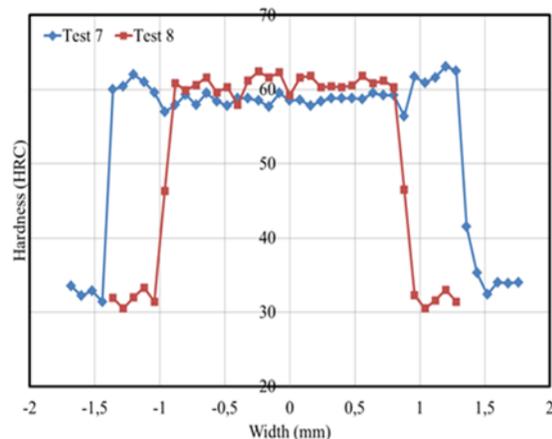


Figure 12 : Hardness curve versus width

1.5.2 Impact of process parameters

The previous study was used to determine the influence and the ranking of process parameters on the responses of the experience. The analyses reported in (Figure 13 and Figure 14) show that the effect of all parameters on case depth and the hardened width are similar. Based on the data in Table 2, to achieve the maximum case depth with the maximum hardened width, it is recommended to set the factors on the following levels: 35 HRC, as treated, 1000 W and 8 mm/s. As is evident in the main effects plots, a large variation of case depth and the hardened width value when changing power parameter levels, whereas the change of hardness levels causes small variations in those responses. This variation presents the degree of influence of each parameter on the responses, and it is confirmed by the analysis of contributions which demonstrate that the power affect both d and w for more than 70%, followed by the scanning speed and then by the nature of the substrate surface, while the hardness takes the last rank (Table 3).

Table 3 : Contributions of machine parameters (%)

Characteristic	H	S	P	V	Error
D	1.87	5.47	80.65	10.22	1.79
W	3.38	7.01	73.26	12.29	4.06

Similar conclusions can also be drawn from the diagrams shown in (Figure 13 and Figure 14), thereby confirming the relative importance of the contribution of different factors in the variation of hardness and providing guidance on the nature of the relationships that link them. The results allow concluding that the case depth (d) and the hardened width (w) increase together with increasing the beam power and decreasing the scanning speed and the core hardness. The parameters (d) and (w) are also minimal when the surface is sandblasted as an initial condition.

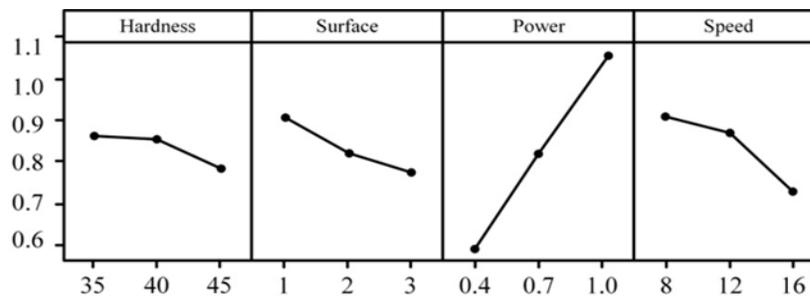


Figure 13 : Effect of parameters on case depth (d)

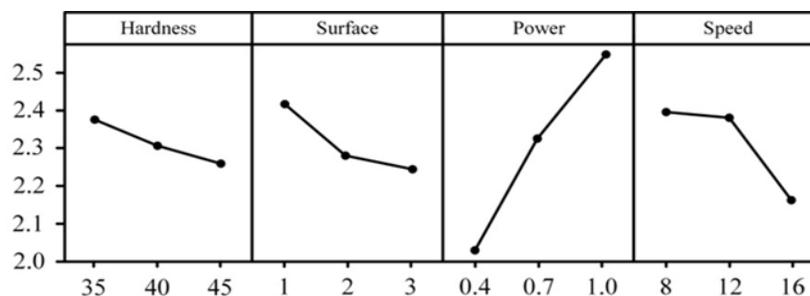


Figure 14 : Effect of parameters on hardened width (w)

1.5.3 Modeling

Figure 15 and Figure 16 present the measured and predicted curves for the case depth and the hardened width. The results are displayed for the 9 tests exposed in Table 2. In the studied range related to the process parameters, it is possible to predict d and w with a good precision not exceeding 5%. The equations 1 and 2 present the models based on linear regression and allow evaluating the case depth and the hardened width as function of the four factors used in the sensitivity study. The adjusted correlation ratios (R^2) are estimated to 96% and 92% for d and w , respectively. The standard deviation related to the d prediction model is evaluated at 0.04763 while it is estimated to 0.0805 for the hardened width.

$$d = 0.953 - 0.0077.H - 0.0658.S + 0.000843.P - 0.02237.V \quad (1)$$

$$w = 2.658 - 0.012.H - 0.0863.S + 0.000931.P - 0.02858.V \quad (2)$$

Figure 17 and Figure 18 present the scatter plot for d and w . It is clear that for each measured response value, the predicted value is close to the diagonal line, and this is due to the low value of the residuals of the predicted values.

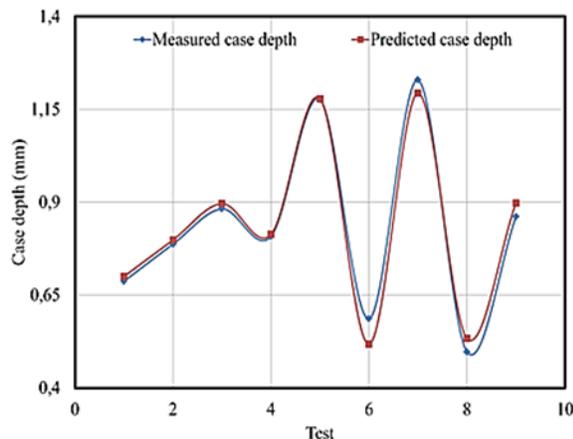


Figure 15 : Predicted and measured case depth (d)

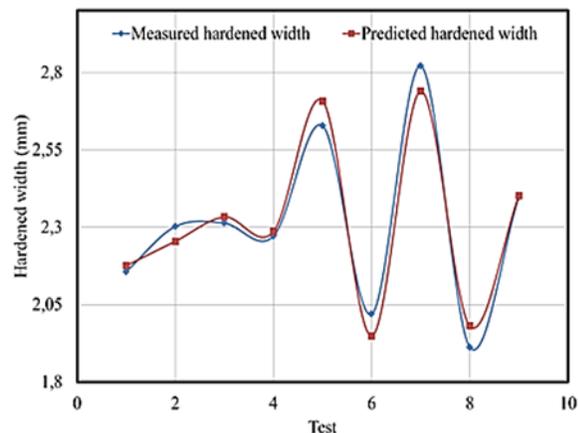


Figure 16 : Predicted and measured hardened depth (w)

For each value of case depth and the hardened width, the predicted and measured curves are nearly identical which explain good agreement between the predicted and the measured values.

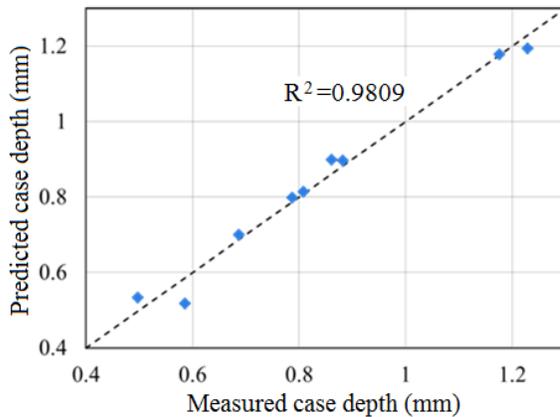


Figure 17 : Scatter plot - Measured and predicted (d)

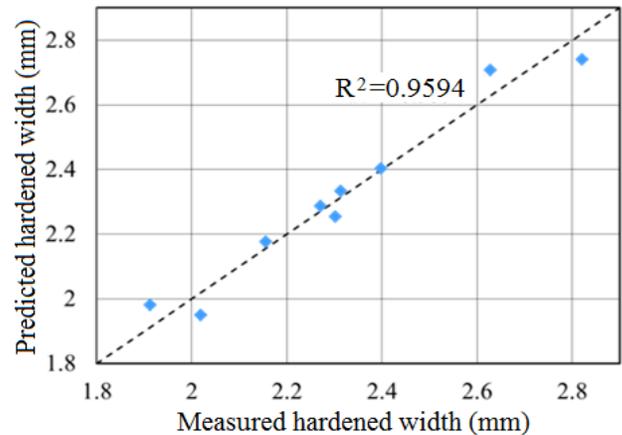


Figure 18 : Scatter plot - Measured and predicted (w)

1.6 CONCLUSION

By using Taguchi method and ANOVA, some interesting conclusions can be drawn. A similar effect of the process parameters on both the case depth (d) and the hardened width (w) was observed. Laser power is the most influencing factor that affects the responses. The increase of the laser power value increases the case depth and the hardened width values. The laser speed and the substrate surface have small effects when compared to the laser power. Low scanning speed is recommended to obtain large hardened width with deep case depth. The initial hardness has little effect on the laser hardening process. The obtained results will be used advantageously to plan the modeling process and represent the basics of a robust prediction models.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Le Laser, 50 ans; Dossier réalisé par Anton Vos et Vincent Monnet.

Oros, C. 2004. « Laser surface Hardness ». *Journal of Optoelectronics and Advanced Materials*, Vol. 6, numéro. 1, pp. 325-328.

LIA. Handbook of Laser Materials Processing. Orlando, FL, LIA:Mangolia Publishing, pp.741

GRECU L., DEMIAN G., DEMIAN, M. 2013. « Obtaining the Optimal Parameters In A Laser Hardening Process Through Taguchi Method ». *Journal of Optoelectronics and Advanced Materials*, Vol. 15, numéro. 7-8, pp. 689 – 695.

SENTHIL, SELVAN J., SUBRAMANIAN K., ET NATH A.K. 1999. « Effect of laser surface hardening on En18 (AISI 5135) steel ». *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 91, numéro. 1–3, pp. 29–36.

SANDVEN O. A. 1981. « Laser Surface Transformation Hardening ». *Metals Handbook*, 9th ed., ASM, Metals Park, OH, Vol. 4.

BERGSTRÖM D., POWELL J., ET KAPLAN A. F. H. 2007. « A Ray-Tracing Analysis Of The Absorption Of Light By Smooth And Rough Metal Surfaces ». *Journal of Applied Physics*, Vol. 101, numéro. 11, pp. 11.

Laser Processing Of Engineering Materials; Principles, Procedure And Industrial Application; John C.Ion.

SAFDAR S., LIN L., SHEIKH M. A., ZHU L. 2006. « An Analysis of the Effect of Laser Beam Geometry on Laser Transformation Hardening ». *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, Vol. 128, pp. 659-667.

SHIUE R.K., ET CHEN, C. 1992. « Laser transformation hardening of tempered 4340 steel ». *Metallurgical Transactions A: Physical metallurgy and materials science*, Vol. 23, Numéro. 1, pp. 163–170.

ISLAM M. U. 1996. « An overview of research in the fields of laser surface modification and laser machining at the integrated manufacturing technologies institute, NRC ». *Advanced Performance Materials*, Vol. 3, Numéro. 2, pp. 215-238.

ROSS PJ. (1988), Taguchi techniques for quality engineering, McGraw-Hill, New York.

CHAPITRE 2

LA PRÉDICTION DU PROFIL DE DURETÉ DE L'ACIER 4340 TRAITÉ THERMIQUEMENT AU LASER EN UTILISANT LE RÉSEAU DE NEURONNES ARTIFICIELS ET LA RÉGRESSION NON LINÉAIRE MULTIPLE

2.1 RESUME EN FRANÇAIS DU DEUXIEME ARTICLE

Grâce à ses nombreux avantages, le laser est devenu un outil indispensable dans l'industrie en général pour effectuer divers procédés de fabrication. Le durcissement de surface est l'une des tâches que l'outil laser est en mesure d'effectuer avec distinction. Ce dernier sert à procéder rapidement à la trempe des aciers en formant une zone trop dure dans la couche superficielle de la pièce traitée sans affecter le cœur dont le but est d'améliorer les caractéristiques mécaniques de l'acier.

Un profil de dureté est une courbe présentant des valeurs de dureté de la zone durcie en fonction de sa profondeur, cette courbe se caractérise par plusieurs critères dont la dureté maximale, la dureté minimale et la profondeur de la zone durcie...etc. Suite à de nombreuses recherches, il a été confirmé que le profil de dureté est sensible aux paramètres de procédé de durcissement ainsi de leurs niveaux. L'état actuel des connaissances en conception et en fabrication permet de déterminer la forme du profil de dureté en fonction des paramètres du procédé sans recourir à la réalisation d'expériences empiriques. Cela peut se faire par la technique de prédiction tout en utilisant des approches spéciales de modélisations et de calculs.

Ce travail consiste à développer des modèles mathématiques afin de prédire le profil de dureté de l'acier AISI4340 trempé au laser en fonction des paramètres de procédé. Deux approches de modélisation sont utilisées dont le premier est la modélisation par le réseau de neurones artificiels et le deuxième est la modélisation par la régression non linéaire multiple. L'intérêt d'impliquer ces deux approches de modélisation est de mesurer la

précision et la crédibilité des modèles générés par chaque approche toute en comparant les résultats de prédiction de l'un avec l'autre.

Afin de prédire le profil de dureté, il faut tout d'abord trouver un moyen de prédire la forme de sa courbe. Les séquences de prédiction sont effectuées tout en divisant le profil en fonction de son nombre de zones. En conséquence, ces zones peuvent être déterminées en quatre points dont le profil de dureté peut être tiré à l'aide de leurs coordonnées, une bonne prédiction du profil de dureté peut être obtenue en prédisant ces coordonnées.

Il est évident que la prédiction d'une réponse d'intérêt repose totalement sur les données expérimentales de cette dernière en fonction des paramètres d'entrées. Pour ce faire, un ensemble de tests empiriques a été effectué selon le plan factoriel de Taguchi L16 afin de trouver les valeurs des points d'intérêts du profil de dureté (leurs coordonnées) qui vont être utilisés pour la prédiction. Sans oublier que pour valider les résultats de modélisation, d'autres tests empiriques ont été effectués également selon le plan factoriel de Taguchi L8.

Les paramètres d'entrée envisagés étaient la puissance laser avec quatre niveaux, la vitesse de balayage du faisceau laser avec quatre niveau aussi, la dureté initial de l'acier avec deux niveaux et finalement l'état de surface avec deux niveaux.

En se basant sur les résultats de prédiction obtenus par les modèles développés, les deux approches de modélisation telles que le réseau de neurones artificiels et la modélisation par la régression non linéaire multiple ont montré une excellente capacité prédictive avec une légère différence dans la précision pour le bénéfice du réseau neuronal artificiel et les profils de dureté prédits étaient identiques dans une large mesure avec ceux mesurés à partir des tests empiriques.

Finalement, les résultats des tests de validation confirment que la modélisation par l'approche de réseau neuronal artificiel se distingue par sa haute capacité prédictive et une bonne précision de modélisation.

La version finale du deuxième article a été publiée sous le titre de « *la prédiction du profil de dureté de l'acier 4340 traité thermiquement au laser en utilisant le réseau de neurones artificiels et la régression non linéaire multiple* » dans la revue *International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT)* en 2015. La rédaction de l'article était sous ma charge, tandis que la correction de celle-ci a été faite par le professeur Noureddine Barka et le professeur Abderrazak El Ouafi qui étaient derrière l'idée originale de l'article. Comme premier auteur, ma contribution consiste à la recherche sur l'état de l'art, le développement de la méthode, l'exécution des tests de performance et l'analyse des résultats obtenus. La version finale de l'article a été corrigée selon les commentaires du professeur Abderrazak El Ouafi et du professeur Noureddine Barka qui ont également participé au développement et la validation de la méthode ainsi qu'à la révision de l'article.

2.2 PREDICTION OF 4340 STEEL HARDNESS PROFILE HEAT-TREATED BY LASER USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND MULTI REGRESSION APPROACHES

2.3 ABSTRACT

Laser hardening is one of the promising manufacturing processes to enhance the materials mechanical properties. Due to its capacity to heat locally and rapidly the mechanical components, the process is able to produce reliable parts able to challenge to wear and fatigue failures. However, it is still difficult to predict the hardness profile using simulation or experimental data since the process parameters and material properties have a great effect on the process behavior. An accurate prediction of the hardness profile heat-treated by laser is a necessity to overcome the time consumption issue and achieve best cost effective solution. The purpose of the present study is to develop some approaches and compare them to determine the hardness profile shape in relation with the laser hardening parameters values range. The experimental data used for modeling and validation were obtained based on systematic tests according to Taguchi experimental design. Finally, artificial neural network and mathematical based regression models are built and confronted one to the other to converge towards the best prediction model. The artificial neural network model is distinguished by its high capability and good precision by comparing the modeling and validation experimental data.

Keywords: Laser hardening; Hardness Profile; Experimental data; Taguchi method; artificial neural network; nonlinear regression.

2.4 INTRODUCTION

Surface hardening is very promising process applied to low and medium-carbon steels to enhance wear resistance and improve fatigue life. The surface hardening can be performed using several techniques such as thermochemical, induction and laser processes.

In fact, the laser hardening process is more and more integrated in industries since it permits to develop ultimate features mentioning selective and local heating capacities, negligible distortion and short cycle times. Secondly, it can be characterized by its ability to improve the mechanical properties of the materials by changing the superficial microstructure without affecting greatly the core due to high temperature gradient and high rate of its change. This combination of hard surface and tough core is greatly desirable because it provides favorable compressive stress distribution which reduces the crack initiation and propagation processes [1].

Laser surface hardening is considered by industrial to increase the hardness and strength by quenching the material from the austenite region to form hard martensite. Once the material surface is heated by laser beam, the initial microstructure is transformed to austenite in the regions heated above A_{c3} . Thanks to the good hardenability of used steel (4340); the austenitized layers are transformed to hard and fine martensite forming the hardened region upon self-quenching effect. An over-tempered region is noticed between the hardened region and the material bulk which consist of tempered martensite containing a small amount of retained austenite. Emphasizing that high source of heat energy can lead to melted region near the surface as shown in Figure 19 [2–3].

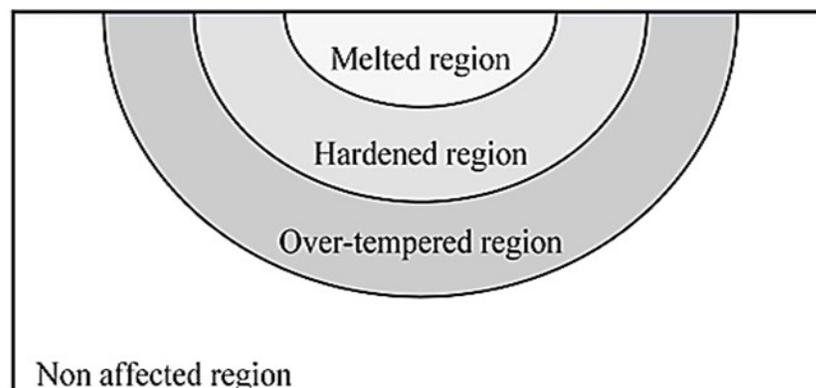


Figure 19 : Schematic representation of regions produced by laser hardening

The case depth that represents the hardened region depth depends on the process parameters and material properties. Therefore the process parameter value range should be

selected to ensure the complete austenitization of the steel layer during the heat treatment. Over the past two decades, laser hardening has experienced strong growth and because of the growing number of applications, several studies are performed with the aim to determine the optimal parameters that affect the process outcome.

As a result, the most influential factors undisputed in laser hardening process are the laser beam power and the scanning speed which can be incorporated within the machine parameters category, that affect strongly the interaction time of the laser radiation with the hardened part of the component [4]. While other parameters such the beam spot diameter, the focal length of the laser, material absorption rate, the initial hardness and the surface state of material can be considered minor comparing to the two parameters mentioned above which their influences varies from one to another [5].

The hardness profile sensitivity can be defined as the behavior of outcome variables in relation to process parameters levels. The case depth (mm), the max and min hardness (HRC), the depth and the hardness of the melted region are the usual outcome variables with which the hardness profile regions can be determined (Figure 20). Shiue and al [6] studied the effect of the initial microstructure of AISI 4340 on hardness profile behavior treated by CO₂ laser; they mentioned that the hardness curve can be generally divided into four regions, such as the hardened zone, the over-tempered zone in which the partial transformation occurred and the heat-unaffected base metal. On the other hand, Purushothaman and al [7] performed the laser hardening process using steel EN25 Nd:YAG laser system, he denoted that the hardness profile consist of three regions such as the hardened zone, the over-tempered zone, and the heat-unaffected material core. He denoted also that using the higher power densities, the surface of the steel gets melted for all the travel speeds which forming the melting zone.

From literature survey, the few studies which have been conducted with regard to the prediction of the laser hardening process interest responses in relation with process parameters levels were generally focused on the prediction of the hardened layer dimension.

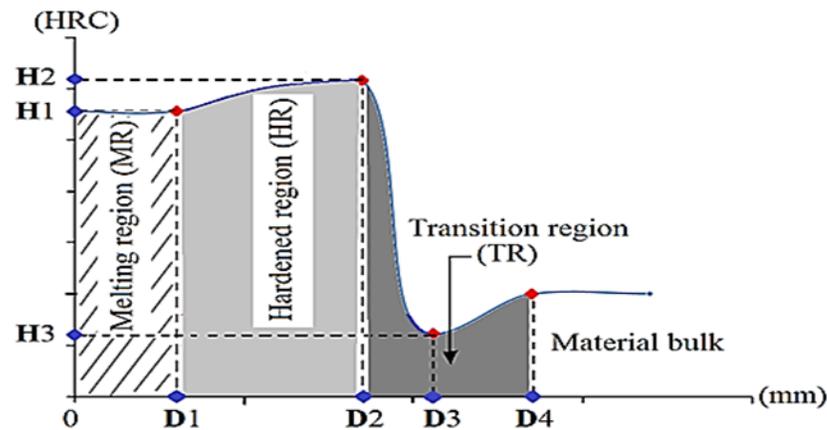


Figure 20 : Typical hardness curve

As an experimental work, Woo [8] estimated the hardened layer dimensions of SM45C steel treated by 4 kW CO₂ laser using special techniques for prediction, such as the multi-regression model and the artificial neural network model. He focused mainly on the effect of the coating thickness on the hardened layer. Shercliff and *all* [9] conducted a theoretical study that aims the exploration of case depth prediction by developing an approximate heat flow model. This model uses the laser sources distribution such as Gaussian, rectangular and uniform to exploit dimensional relationships between process variables to provide ideal diagrams for the hardened depth [9].

The literature reveals clearly the lack of works that highlight the prediction of other hardness profile outcomes. Based on the information related to the number of the regions mentioned in references [6-7], and the lack of the relevant work, it is highly possible and very interesting to predict the overall hardness profile by estimating its outcomes mentioned above. The originality of this research lies in the development of robust models capable to predict and characterize the hardness curve produced by the laser heat treatment. This research makes it possible to predict the three regions produced with high accuracy and provides the useful ingredients to prepare an optimization of the laser process.

The objective of this study is to predict the hardness profile of AISI 4340 steel treated by Nd:YAG laser source, by using two prediction approaches. First, a multi-regression mathematical model was developed for the purpose of assessing the prediction accuracy of

the ANN model. Data used to train and validate the models are obtained from experimental and validation tests which conducted based on Taguchi orthogonal array method. The process parameters in the present study were the laser power, the scanning speed, the initial hardness and the surface nature. Finally, a comparative study was performed to determine the accuracy of each model for prediction the hardness profile.

2.5 EXPERIMENTATION

2.5.1 Experimental setup

AISI 4340 is a low alloy steel mainly used in power transmission gears and shafts, aircraft landing gear, and other structural parts with high performances. It's known for its good toughness, high hardenability, wear resistance and excellent fatigue resistance. After initial drawing, heat treatment is carried out to render the AISI 4340 steel suitable for machining, and to meet the mechanical properties limits specified for the steel's particular applications. Both CO₂ and Nd:YAG systems have often been used as an energy source for heat treatment in several case studies. As a best utility to harden the superficial layer of material, the Nd:YAG system provides a laser beam with a short wavelength which allows the beam to penetrate more heat energy than classical laser technology [10-11].

Because of the AISI 4340 high consideration in the laser hardening process [12-13], a sample material was used under the form of parallelepiped plates (50 mm x 30 mm x 5 mm) to carry out the experiment. The experience took place in a laboratory equipped with Nd:YAG system with laser head mounted on Fanuc 6 joints robot emphasizing the accuracy of 50 μ m (Figure 21) and a micro-hardness Clemex machine used to characterize the hardness profiles. The tested plates were mounted on the robot table using clamps in a position which allows the laser beam to travel longitudinally through the plates with 310 mm focal length (ϕ 2.226 mm focal diameter).

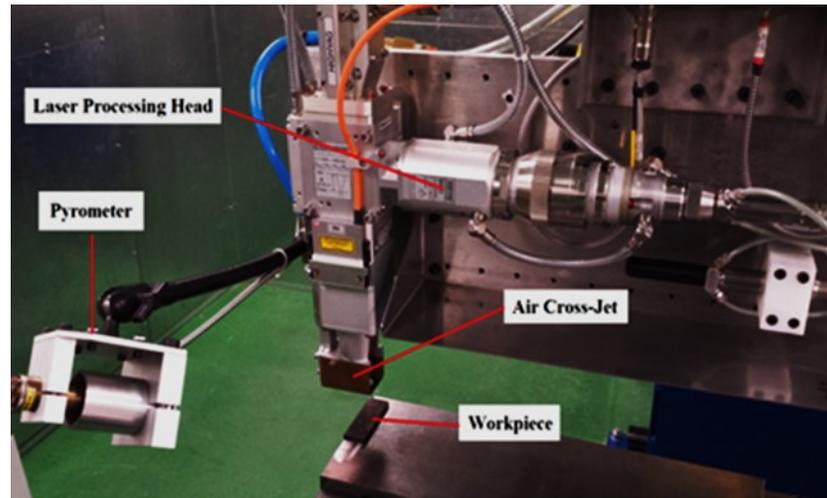


Figure 21 : Experimental setup - Laser cell

2.5.2 Experimental design (Taguchi method)

Once the experimental setup is effective, it is important to select the useful tests with some rigor and minimum errors. In fact, a structured approach developed by Taguchi [14] was used to determine best combinations of process parameters to perform the study. In fact, it is an experimental design used in order to achieve a high quality level process and reduce the number of tests to what is strictly necessary to make a decision and targeting a best cost and time effectiveness. In the current study, two classes of parameters were considered in which are the machine parameters such as laser power (P) and scanning speed (V) pointing that their values range has to be selected to ensure a complete austenitisation [15]. The other factors are related to the initial hardness (H) and the surface nature (S).

The experimental tests of this study are summarized in (Table 5). These tests were performed according to Taguchi L16 orthogonal array based on the number of parameters and their levels (Table 4). The hardness profile is characterized by using Clemex micro-hardness measurement machine which provide the hardness curve of each test in the experiment.

Table 4 : Experiment tests factors levels

Factors	Level
Initial hardness (HRC)	40, 50
Surface nature	As treated (1) - finished (2)
Power (kW)	0.4, 0.7, 1.0 and 1.3
Speed (mm/s)	10, 20, 30 and 40

Table 6 shows the output variables extracted from hardness curve. Their values are key elements for the hardness profile because their variations in relation to the process parameters are what define the sensitivity of the hardened profile. As noted in Figure 20, the hardness curve is simulated with highlighted dots which are nothing but coordinates that presents the output variables, and therefore the best way to predict the hardness profile is by predicting these coordinates that represent a good characterization of the hardness curve.

Table 5 : Hardness curve values used for predicting the hardness profile

Depth (mm)	D1: Melted region	D2: Case depth	D3: Over- tempered region	D4: No affected region
Hardness (HRC)	H1: Hardness at D1	H2: Hardness at D2	H3: Hardness at D3	Core hardness

Table 6 : Experimental tests - L16 orthogonal array

Test	P (kW)	V (mm/s)	H (HRC)	S
1	0.4	10	40	1
2	0.4	20	40	1
3	0.4	30	50	2
4	0.4	40	50	2
5	0.7	10	40	2
6	0.7	20	40	2
7	0.7	30	50	1
8	0.7	40	50	1
9	1.0	10	50	1
10	1.0	20	50	1
11	1.0	30	40	2
12	1.0	40	40	2
13	1.3	10	50	2
14	1.3	20	50	2
15	1.3	30	40	1
16	1.3	40	40	1

2.5.3 ANOVA results for optimal parameter setting (D2)

The analysis of variance (ANOVA) is a computational technique used to investigate which design parameter significantly affects the various variables characterizing the hardness curve such as case depth. Generally ANOVA table contains the degrees of freedom, sum of squares, mean square, and P-value and F-value with which the process parameters are ranked in terms of importance in the experiment and also to find out which parameter have significant effects in controlling the overall response. The interest of choosing D2 among the other outputs variable to study the effect of the process parameters and determine the most controllable parameter. This output is related to the case depth that represents the main objective of the application of laser heat treatment in steels.

The F-values, indicated in Table 7, shows that both laser power and initial hardness are the controllable factors with higher importance which considered the two main parameters for obtaining an optimum regime work. As is evident in the graphic below (Figure 22), changing in levels values of all of laser power (from 0.7 kW to 1.0 kW), and initial hardness result a large variation in the case depth. Whereas, the change of scanning speed and surface nature levels causes small variations in this output, which is confirmed by the F-value mentioned below. Finally, both of laser power and initial hardness are positively correlated with case depth unlike the other parameters. Based on statistical techniques, the analysis of variance is useful for the modeling problems and obtains the linear regression equations [17].

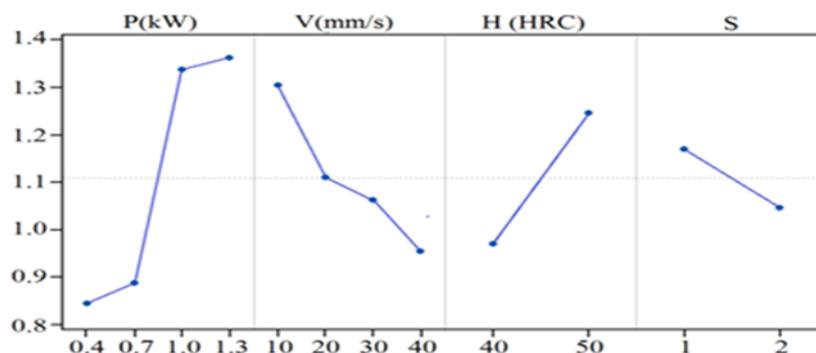


Figure 22 : Effect of parameters on the case depth (D2)

Table 7 : Table 4. Case depth ANOVA results

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F-Value	P-Value	Contributions (%)
Power	3	0.94092	0.313640	55.94	0.000	58.66
Scan Speed	3	0.25717	0.085723	15.29	0.002	16.03
Initial Hardness	1	0.30526	0.305256	54.45	0.000	19.03
Surface Nature	1	0.06126	0.061256	10.93	0.013	3.81
Error	7	0.03924	0.005606	--	--	2.47
Total	15	1.60384	--	--	--	100

2.6 HARDNESS PROFILE PREDICTION

As previously mentioned, this study aims to predict the hardness profile of the AISI 4340 heat-treated by Nd:YAG laser which four parameters were varied. The sequences of prediction are made by dividing the hardness curve according to of the four characterizing zones (Figure 20). As result, these zones can be determined by four points with their coordinates in terms of depth (mm) and hardness (HRC) as given in Table 6. The fact that the hardness profile can be drawn by using these coordinates, good prediction of the hardness profile can be achieved by predicting those coordinates. To achieve this goal, two approaches have been used for prediction; the first was based on artificial neural networks (ANN), which is a useful prediction tool that can be implemented successfully in the research and development of laser surface hardening [16]. The second approach was based on analytical nonlinear regression.

2.6.1 Artificial neural network

Neural network is the ideal way of trying to simulate the brain electronically, as oppose to the generic definition. Artificial Neural Network (ANN) is term which narrows the broad definition to the artificial intelligence (AI) research field. ANN is widely used to challenge an overcome issues provided by traditional analytical approaches. Several types of ANN used for modeling such as; feed forward neural network (FNN), radial basis function network (RBF), Kohonen self-organizing network (KSON), learning vector quantization (LVQ) and multilayer perceptron (MLP). Because of its simplicity and great forecast ability for modeling, multilayer perceptron (MLP) was used in this study to learn the mapping characteristics and then to predict the hardness profile from the experimental conditions (power (P), scanning speed (S), initial hardness (H) and surface nature (S)). As defined in numerical computing software (Matlab), the architecture of the back propagation neural network consists of three layers depending to the number of the hidden layers; an input layer where its neurons number is identical to input parameters number, an output layer where also its neurons number is identical to output variables number. Generally, one hidden layer is sufficient to converge towards the desired model [18]. The hidden layer consists in 12 neurons that met the requirement for best prediction of hardness profile. The ANN modeling architecture is presented in Figure 23.

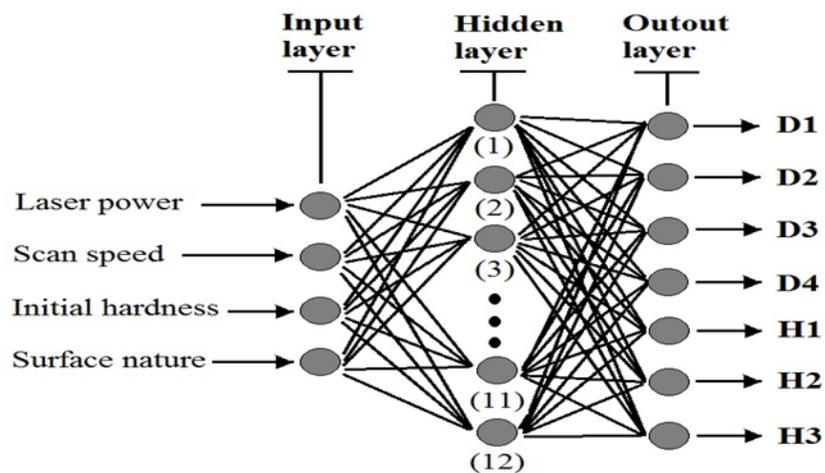


Figure 23 : ANN model architecture

2.6.2 Regression model

Among the most known techniques that can model and analyze problems where some response variables are influenced by several factors is the response surface methodology [19]. It can be defined as collection of mathematical and statistical techniques useful to generate empirical models that present the relationship between the input parameters and output responses of the problem. As a second part of prediction, the present study is based on response surface methodology to develop mathematical models with best fits which can represent the relationship between the interest responses and the process parameters. A statistical tool was used to develop the approximating model based on the same observed data that were used to train Artificial Neural Networks where the purpose is to compare the suitability of each model for predicting the outcome variables. Usually, the mathematical formulation of the approximation model is presented by the following second order polynomial (equation 1):

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^k a_i X_i + \sum_{i=1}^k a_{ii} X_i^2 + \sum_{j=1}^{k-1} \sum_{i=j+1}^k a_{ji} X_j X_i \quad (3)$$

Where: y can be applied to the different output D1, D2, D3, D4, H1, H2 and H3. The variables X_1, X_2, X_3, X_4 represent Power (W), Scanning speed (mm/s), Initial hardness (HRC) and nature of surface respectively.

Table 8 : Regression coefficients values and corresponding regressors in the regression models

Outcome Variables	D1	D2	D3	D4	H1	H2	H3
a₀	-0.44244	-0.17386	0.04256	-0.54781	52.5722	68.8544	33.5468
a₁	0.00094	0.00185	0.00100	0.00216	0.02477	-0.02134	0.00616
a₂	0.01200	-0.01095	0.01266	0.02676	-0.67722	-0.08168	-0.02581
a₁₂	-4.2E-06	-5.2E-06	-8.3E-06	-1.6E-05	0.00014	4.3E-05	-1.7E-06
a₁₃	-1.8E-05	-4.4E-05	-2.6E-05	-2.9E-05	-0.00067	0.00053	0.00031
a₁₄	6.94E-05	8.06E-05	-5.6E-06	-0.00011	0.00127	-0.00194	-0.00397
a₂₃	-0.00059	-0.00047	-0.00092	-0.00123	0.01242	0.00574	0.00219
a₂₄	0.00545	0.01105	0.01144	0.01087	0.0566	-0.0198	-0.0063
a₃₄	-0.00559	-0.0102	-0.00953	-0.00782	-0.03858	0.03561	0.087031
a₁₁	2.59E-07	4.01E-07	5.01E-07	1.69E-07	1.35E-06	-1.7E-08	-8.6E-06
a₂₂	3.12E-05	0.000156	0.00015	0.000219	-0.00213	-0.00212	0.000188
a₃₃	0.000461	0.000778	0.000728	0.000947	0.004436	-0.00679	-0.0041
No.	11	11	11	11	11	11	11
regressors							

a_0 Presents the regression equation constant, coefficients a_i are linear terms, coefficients a_{ij} are interaction terms and the coefficients a_{ii} are the quadratic terms and k is

the number the process parameters. In order to obtain mathematical models with best fits, it is critical to select the number of regressors which they represent the indeterminate of the model polynomial. The best way to achieve the appropriate number of regressors for each outcome regression model was done by an effective technique. The technique is consists to select a minimum number possible of regressors and verification of the matched multiple coefficient of determination (R2).

Table 9 : ANOVA of the mathematical model

Variables	Sum of the squares		Degrees of freedom		F-ratio	R2
	Regression	Residual	Regression	Residual		
D1	0.809	0.005	14	4	57.735	0.9938
D2	0.816	0.022	14	4	13.448	0.9737
D3	0.899	0.0374	14	4	8.731	0.96
D4	1.580	0.023	14	4	24.866	0.9856
H1	15.215	1.625	14	4	3.405	0.9052
H2	7.116	1.281	14	4	2.019	0.8474
H3	17.621	1.102	14	4	5.811	0.9411

The process is defined by a continuous increment in the number of regressors until reaching of the best multiple coefficient of determination (R2) based on confidence level less than 5%. Table 8 shows the adequate regression coefficients values and corresponding regressors in the regression models developed during this study. It is obviously that the best-fit models are represented by the quadratic form and the models terms are statistically significant at p-value of less than 5%. Table 9 presents the result of the analysis of variance

(ANOVA) that used to test the adequacy of the regression model. The accuracy of the regression model varies from an output to another according to F-value. Based on the F-value, the regression model has an excellent ability to predict D1 and D2, while its prediction accuracy decreases for the other outputs.

2.7 RESULT AND DISCUSSION

Figures 24, 25, 26, 27, 28, 29 and 30 show the results of the responses prediction using ANN and nonlinear regression (NLR). All figures present the measured data in X axe and predicted data in Y axe of 16 tests exposed in Table 5. The comparisons between measured and predicted values for each interest response is in order to test the coherence, efficiency and accuracy of prediction of two models by calculating the multiple coefficient of determination (R^2) value. Table 10 presents the summary of the statistical estimator's accuracy of ANN and NLR. The statistical estimators are mean absolute error (MAE), mean relative percentage error (MRE%), maximum relative error (XRE), mean square error (MSE) and total square error (TSE).

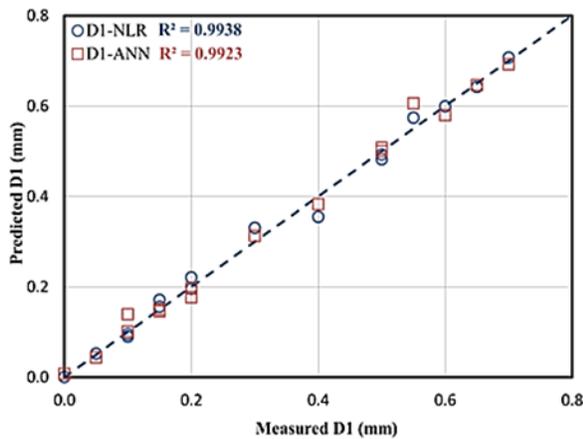


Figure 24 : Scatter plot - Measured and predicted D1

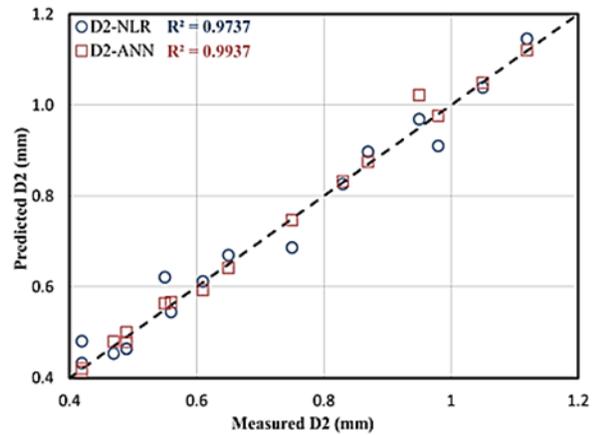


Figure 25 : Scatter plot - Measured and predicted D2

The MAE is a generic term used to define a statistical quantity to demonstrate the convergence relationship between the predicted and the eventual data. The MRE is usually expresses accuracy as a percentage of this relationship. The MSE measures the average of the squares of the difference between the estimator and what is estimated (error). Finally, The TSE represents the sum of all squares errors. In the studied range related to the process parameters, the prediction of the outcome variables by the two models such as the NLR and ANN models are summarized in Table 10.

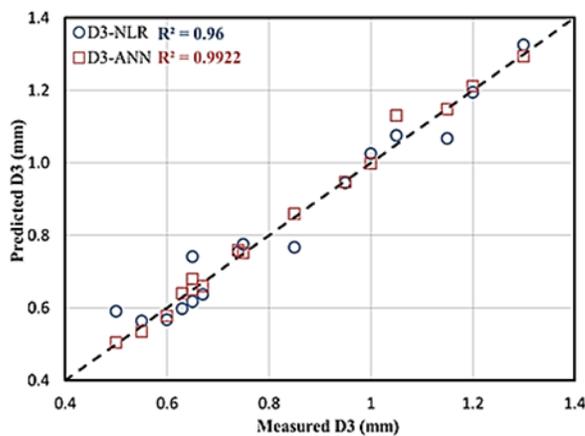


Figure 26 : Scatter plot - Measured and predicted D3

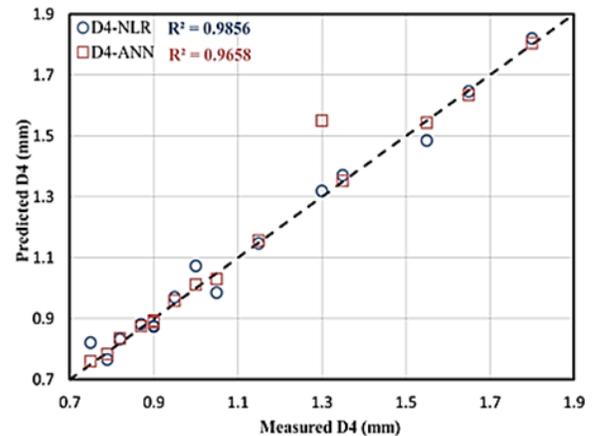


Figure 27 : Scatter plot - Measured and predicted D4

These results confirm the possibility of the prediction all those outcome variables with good accuracy. Starting with D1 and D3, according to the mean absolute percentage error (MRE) result, the mathematical model and the ANN model were not in the highest level of prediction although they have excellent values of the multiple coefficient of determination (R^2), which is about 0.9938, 0.96 for the mathematical and 0.9923, 0.9922 for the ANN model respectively to D1 and D2. In D2, A significant difference in the mean absolute percentage error (MRE%) for both models, so the ANN model presents better accuracy than the nonlinear regression model and it is confirmed by the MSE, in which the regression model present more than three times of MSE than the ANN model.

It is also confirmed by coefficient of determination (R^2) value (99.37% and 97.37%, ANN and regression model respectively. Finally, and regarding to H1, H2 and H3

prediction, it is noted that both models have good accuracy with very small mean absolute percentage error (MRE) values comparing to the other outcomes (D1, D2, D3 and D4). Unlike the MSE which shows inverse value relationship. From the scatter plot figures, it is clear notice that for each measured value of all of D1, D2, D3 and D4, the predicted value is close to the diagonal line, unlike the case of H1, H2 and H3 where the dots are somewhat scattered around the diagonal line. The dispersion around the diagonal line can be estimated by the mean absolute error value expressed by the residual errors.

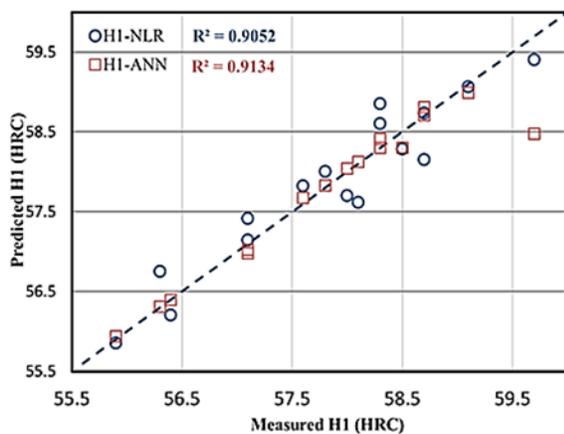


Figure 28 : Scatter plot - Measured and predicted H1

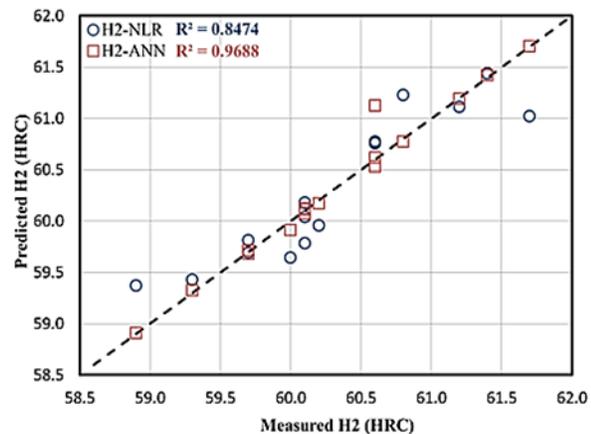


Figure 29 : Scatter plot - Measured and predicted H2

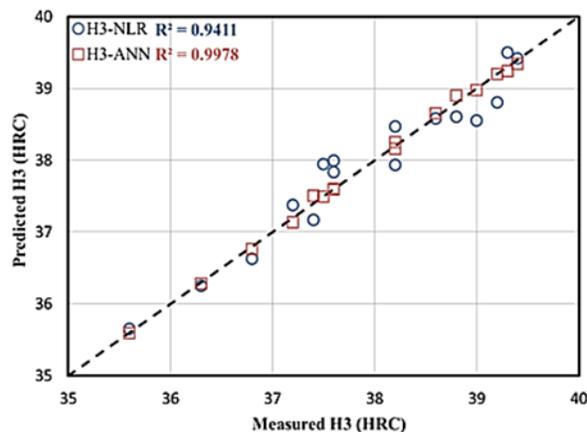


Figure 30 : Scatter plot - Measured and predicted H3

Table 10 : Summary of statistical performance estimators - NLR

Variables	MAE	MRE%	XRE	MSE	TSE
D1	0.0131	5.1309	0.0752	0.0003	0.0050
D2	0.0295	4.7073	0.1415	0.0014	0.0221
D3	0.0386	5.3244	0.1737	0.0023	0.0374
D4	0.0303	3.0091	0.1376	0.0014	0.0231
H1	0.2656	0.4553	1.1000	0.0998	1.5971
H2	0.219	0.3626	1.149	0.0801	1.2816
H2	0.2219	0.5829	0.8935	0.0689	1.1026

Table 11 : Summary of statistical performance estimators - ANN

Variables	MAE	MRE%	XRE	MSE	TSE
D1	0.0132	5.9179	0.0796	0.0004	0.0063
D2	0.0107	1.5731	0.0889	0.0004	0.0061
D3	0.0139	5.3244	0.1021	0.0005	0.0086
D4	0.0245	2.0909	0.2694	0.0039	0.0637
H1	0.1360	0.2196	1.3379	0.1012	1.6195
H2	0.0568	0.0940	0.6103	0.0181	0.2906
H2	0.0404	0.1061	0.1680	0.0025	0.0412

2.8 VALIDATION

Other tests are performed in this study according to an experience design shown in Table 13 whose goal is to have a new set of data to validate the neural network and the mathematical models. The new parameters levels that were conducted in the validation tests are presented in Table 12.

Table 12 : Validation test factors levels

Factors	Level
Initial hardness (HRC)	40, 50
Surface nature	As treated (1) - finished (2)
Power (W)	550, 1100
Speed (mm/s)	15, 35

The results of the validations tests are presented in the following figures (31-38). Models validation process was carried out with the same ANN architecture and the same number of regressors of the mathematical model used for data prediction of the study case (NLR). According to the validation tests results, ANN model still gives excellent prediction accuracy for all of the interest results. Its accuracy ranged from 92.3% to 99.79%. Contrary to the mathematical model, who knew drops of the prediction accuracy in all of D1, D3 and H2 of up to about 87.79%, 86.6% and 85.86% respectively. Even though, the mathematical model provided best fit to the experimental results, the validation results tests emphasized that the mathematical model cannot overcome the ANN model in terms of high prediction accuracy and good performances of the study outcome variables.

Table 13 : Validation tests - L9 orthogonal array

Test	P (kW)	V (mm/s)	H (HRC)	S
1	0.55	15	40	1
2	0.55	15	50	2
3	0.55	35	50	1
4	1.15	15	50	2
5	1.15	15	50	1
6	1.15	15	40	2
7	1.15	35	50	1
8	1.15	35	40	2
9	1.15	35	40	1

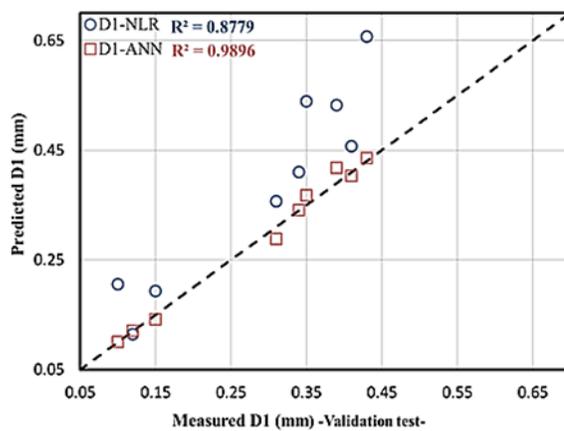


Figure 31 : Scatter plot - Measured and predicted D1

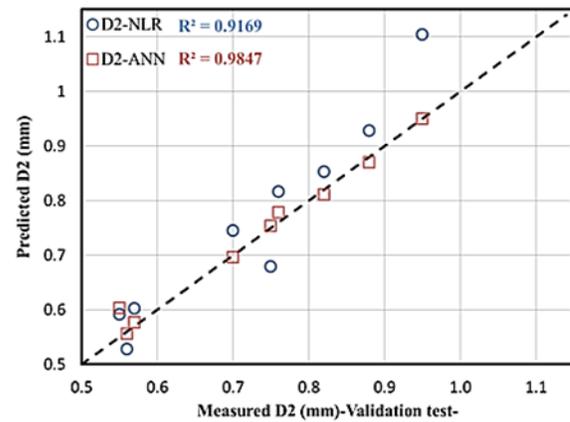


Figure 32 : Scatter plot - Measured and predicted D2

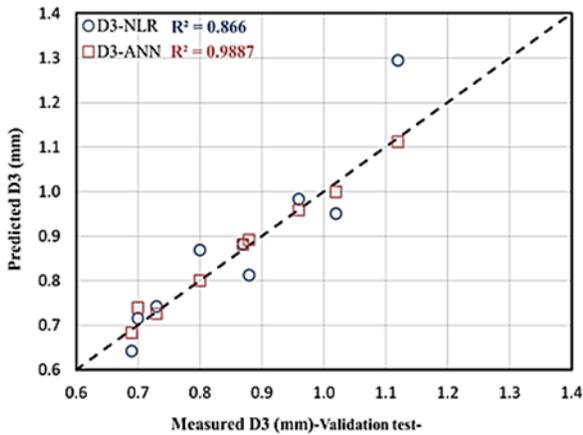


Figure 33 : Scatter plot - Measured and predicted D3

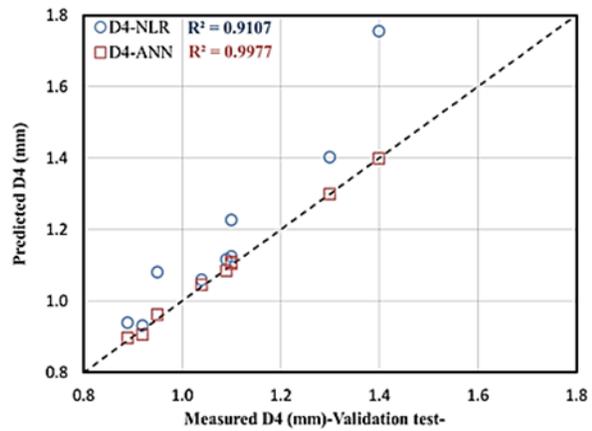


Figure 34 : Scatter plot - Measured and predicted D4

Figure 38 shows comparison between modeling and validation data. It is clear to notice that the figure contains three curves which the black one represent the hardness profile resulting from the validation (Test 7); while the other curves are the predicted hardness profiles obtained by the mathematical model (Blue dashed line) and the ANN model (Red dashed line). It is clear to note that the hardness curve provided by the ANN model is almost identical to the measured hardness profile, while there is no similarity between the measured hardness profile and hardness curve provided by the mathematical model (NLR).

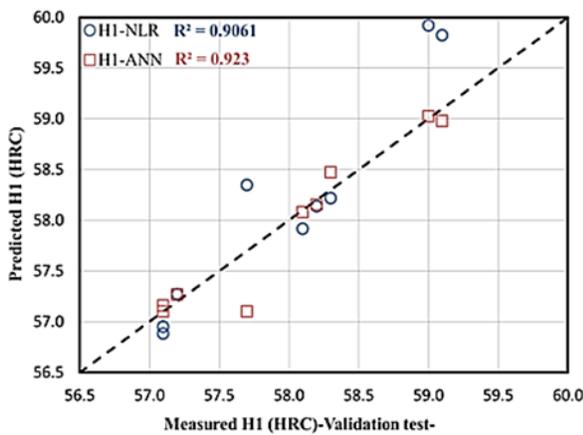


Figure 35 : Scatter plot - Measured and predicted H1

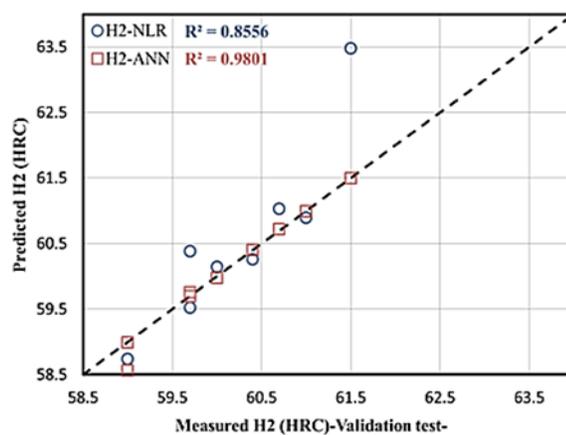


Figure 36 : Scatter plot - Measured and predicted H2

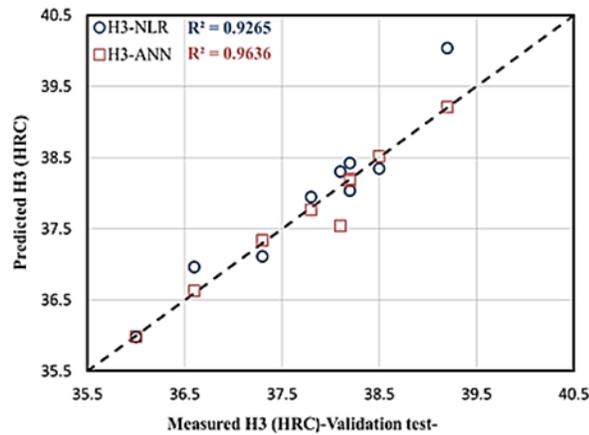


Figure 37 : Scatter plot - Measured and predicted H3

This means that the ANN model has a better fit of the experimental results and provides a better prediction of the hardness profile than the traditional nonlinear regression model. Table 14 confirms that the performances demonstrated by ANN model are superior comparing to those produced by nonlinear regression. In fact, the precision of ANN model of overall hardness curves characterized by the variables D_i and H_i is less than 4%.

Table 14 : Predicted absolute mean error - Validation tests

Mean absolute percentage error (MRE %)	D1	D2	D3	D4	H1	H2	H3
Regression model (%)	36.50	7.555	5.899	7.935	0.581	0.796	0.669
ANN Model (%)	3.137	1.908	1.445	0.652	0.213	0.108	0.215

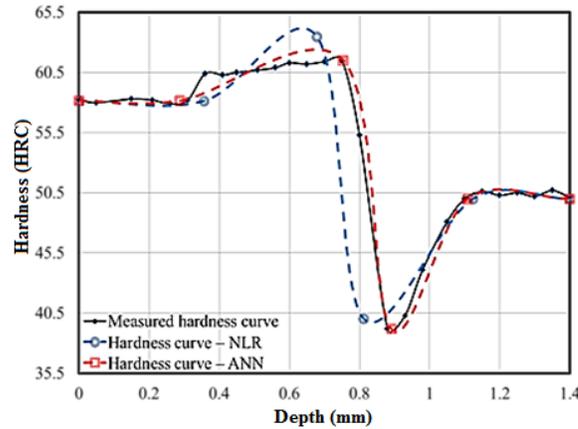


Figure 38 : Predicted and measured hardness curves (Validation - Test 7)

2.9 CONCLUSION

The paper presented a comparison study between two prediction models used to evaluate the hardness profile of plates made of 4340 and heat-treated by laser. Experimental data used for the prediction are obtained by performing tests through orthogonal arrays using Taguchi design in order to select the optimal parameter setting necessary to obtain higher performances. In first step, ANOVA leads to determine the most important parameters that can affect the hardness profile of the hardened part. Then, the regression model was choosing based on the best regression coefficients values and adequate regressors while the artificial neural network consist of three layers in which in the hidden layer, the best prediction accuracy was correspondent to twelve neurons. The experiment predicted data values by both models were equal to a large extent the eventual values, which proves the excellent predictive capability of both models with a slight difference in accuracy for the benefit of the artificial neural network. As an accurate confirmation, the validation tests were the decisive statement and the ultimate proof that the neural network is most useful technique for data prediction.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- SHANG H.M. 1990. « On The Width And Depth Of Hardened Zones During Laser Transformation Hardening Of Tool Steels ». *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 23, Numéro. 1, PP. 65–7.
- KATSAMAS, A., ZERVAKI, A.D. ET HAIDEMENOPOULOS, G.N. 1997. « Laser-Beam Surface Transformation Hardening Of Hypo Eutectoid Ck-60 Steel ». *Steel research*, Vol. 68, Numéro. 3, PP. 119–124, 1997.
- PANTELIS, D.I., BOUYIOURI, E., KOULOUMBI, N., VASSILIOU, P. ET KOUTSOMICHALIS, A. 2002. « Wear and Corrosion Resistance Of Laser Surface Hardened Structural Steel ». *Surface and Coatings Technology*, Vol. 161, Numéro. 2–3, pp. 125–134.
- SENTHIL, SELVAN J., SUBRAMANIAN K., ET NATH A.K. 1999. « Effect Of Laser Surface Hardening On En18 (Aisi 5135) Steel ». *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 91, Numéro. 1–3, PP. 29–36.
- SAFDAR S., LIN L., SHEIKH M. A., ZHU L. 2006. « An Analysis of The Effect Of Laser Beam Geometry On Laser Transformation Hardening ». *Journal Of Manufacturing Science And Engineering*, Vol. 128, PP. 659-667.
- SHIUE R.K., ET CHEN, C. 1992. « Laser Transformation Hardening Of Tempered 4340 Steel ». *Metallurgical Transactions A: Physical Metallurgy and Materials Science*, Vol. 23, Numéro. 1, PP. 163–170.
- PURUSHOTHAMAN DINESH BABU, GENGUSAMYNAIDU BUVANASHEKARAN, KARUPUUDAIYAR R. BALASUBRAMANIAN 2012. « Experimental Studies On The Microstructure And Hardness Of Laser Transformation Hardening Of Low Alloy Steel ». *Transactions Of The Canadian Society For Mechanical Engineering*, Vol. 36, Numéro. 3.
- SHERCLIFF H.R. ET ASHBY M. F. 1991. « The Prediction Of The Case Depth In Laser Transformation Hardening ». *Metallurgical Transaction*, Vol. 22A, OCT. 1991-2459.
- SANDVEN O. A. 1981. « Laser Surface Transformation Hardening ». *Metals Handbook*, 9TH ED., ASM, METALS PARK, OH, VOL. 4.

- BERGSTROM D., POWELL J., KAPLAN, A.F.H. 2007. « A Ray-Tracing Analysis Of The Absorption Of Light By Smooth And Rough Metal Surfaces ». *Journal Of Applied Physics*, 101, 113504.
- BUVANASHEKARAN G., DURAISELVAM M., MANOHARAN S. ET NOORUL, HAQ A. 2003. « Laser Surface Modification Technique To Improve Metallurgical Properties Of Aisi 304 Stainless Steel ». *International Conference On Advances In Surface Treatment: Research & Applications, ASTRA-2003, HYDERABAD, INDIA.*
- BADKAR D.S., PANDEY, K.S. ET BUVANASHEKARAN, G. 2009. « Laser Transformation Hardening Of Unalloyed Titanium Using Nd:Yag Laser ». *International Journal Of Material Science*, Vol. 4, Numéro. 3, PP. 239–250.
- GENICHI TAGUCHI, ASIAN PRODUCTIVITY ORGANIZATION, 1986.
- ION J.C. 2005. *Laser Processing Of Engineering Materials Principles, Procedure And Industrial Application*, Elsevier Butterworth-Heinemann.
- H.G. WOO, H.S. CHO. 1998. « Estimation Of Hardened Layer Dimensions In Laser Surface Hardening Processes With Variations Of Coating Thickness ». *Surface And Coatings Technology*, Vol.102, ISSUE 3, PP. 205–217.
- BAPPA ACHERJEE, DIPTEN MISRA, DIPANKAR BOSE, K. VENKADESHWARAN. 2008. « Prediction Of Weld Strength And Seam Width For Laser Transmission Welding Of Thermoplastic Using Response Surface Methodology ». *Jnl. Of optics & laser technology*, Elsevier, Vol 41, Issue 8, PP.956-967.
- K. DHARA, A. S. KUAR, AND S. MITRA. 2008. « An Artificial Neural Network Approach On Parametric Optimization Of Laser Micromachining Of Die-Steel ». *International Journal Of Advanced Manufacturing Technology*, Vol. 39, Numéro. 1-2, pp. 39–46.
- MONTGOMERY DC. *Design And Analysis Of Experiments. 5 TH EDITION. NEW YORK: WILEY; 2001.*

CHAPITRE 3

LA MODELISATION DE LA QUALITE DU PROCEDE DE TREMPE AU LASER SUR L'ACIER AISI 4340 PAR L'APPROCHE DE CARACTERISATION GEOMETRIQUE ET PONCTUELLE

3.1 RESUME EN FRANÇAIS DU TROISIEME ARTICLE

Tout dépend des niveaux des paramètres du procédé de traitement de surface, la couche durcie est présente dans quatre régions dans lesquelles on trouve la région fondue, la région durcie, la région de transition et la région sur-trempé. La région fondue apparaît quand la surface traitée est soumise à une énergie égale ou supérieure à l'énergie de fusion de l'acier. Pour cela, il est donc très important de définir au préalable la marge de valeurs de paramètres d'influence afin d'éviter l'apparition de cette région et la distorsion de la surface du composant. Il est possible de déterminer le type de martensite (fine et grossière) qui résulte du procédé de trempe à travers la valeur de la profondeur et les valeurs de la dureté de la région durcie (Shiue et *al.*, 1992). La plupart des traitements de surface résultent des contraintes résiduelles de compression dans la surface durcie qui réduisent la probabilité d'initiation de la fissure et qui aident à arrêter la propagation de la fissure entre la surface durcie et le cœur de la pièce (Barka, 2011). Puisque la quantité générée des contraintes résiduelles de compression est en relation avec les dimensions de la zone durcie, il est aussi très important de mettre en évidence la profondeur de la région auto-trempe durant le traitement. En conséquence, ses trois éléments tels que la profondeur de la région fondue, la profondeur et les valeurs de dureté de la région durcie et la profondeur de la région sur-trempé reflètent en quelque sorte l'image de la qualité du procédé de trempe au laser en notant la distorsion de la surface, la qualité de martensite formée et les contraintes résiduelles de compression résultant à la surface.

Cette étude consiste à modéliser la qualité du procédé de la trempe au laser sur l'acier AISI 4340. Trois étapes ont été réalisées dans laquelle chaque étape contient un ensemble de procédures. Tout d'abord, un procédé de durcissement au laser a été effectuée sur des

plaques en acier de grade AISI4340, quatre paramètres ont été envisagés tels que la puissance laser, la vitesse du faisceau laser, la dureté initiale et le fini de surface pour exécuter un ensemble des tests empiriques selon le plan orthogonal OA's L16 de Taguchi.

En utilisant la technique de l'analyse de variance ANOVA, la deuxième étape consiste à analyser les effets, l'impact et les contributions des paramètres de traitement sur les réponses d'intérêt (les éléments de la qualité à modéliser). Une fois l'étude statistique des effets des paramètres sur la qualité du procédé est achevée, le pourcentage de la contribution de l'erreur totale de l'expérience donne une idée préconçue sur l'efficacité de la modélisation en fonction des paramètres de procédé incluses dans les modèles.

La troisième étape est la ligne de fond de cette étude, le procédé de la modélisation commence tout d'abord par l'extraction de certains attributs de la courbe de profil de dureté de chaque essai de sorte que ces attributs présentent les éléments de la qualité du procédé, Ces attributs sont choisis en s'appuyant sur deux approches de caractérisation dont la première est l'approche géomatique et la deuxième est l'approche ponctuelle afin d'avoir deux catégories des attributs. Les attributs extraits par les approches sont modélisés en utilisant le réseau de neurones artificiel de type multilayer perceptron dont les résultats de la modélisation ont été étudiés statistiquement pour analyser et évaluer la performance et l'efficacité de chaque approche de caractérisation sur la modélisation. Les résultats des trois étapes mentionnées ci-dessus sont résumés comme suit :

La première étape a été répétée en modifiant le paramètre du fini de surface par le paramètre de la nature de la surface, il est avéré que pour un certain intervalle de niveau des paramètres, la nature de surface a plus d'effet sur les résultats de l'expérience que la rugosité de surface, et que la contribution de l'erreur totale de l'expérience diminue lorsque la nature de la surface était considéré dans l'expérience. Sur cette base, les résultats de la deuxième expérience là où la nature de surface a été envisagée vont être impliqués pour passer à la troisième étape.

La modélisation des attributs extraits de la courbe de profil de dureté par les deux approches telles que l'approche géométrique et l'approche ponctuelle est une technique ingénieuse pour modéliser des éléments de la qualité de trempe au laser avec une excellente précision.

Selon la précision des modèles générés, les attributs géométriques sont les variables les plus appropriées pour modéliser les critères de la qualité que l'approche ponctuelle. Cependant, les deux approches proposées sont des techniques efficaces pouvant fournir des modèles très prometteurs de la qualité de trempe au laser.

Le titre adéquat du troisième article est « La modélisation de la qualité du procédé de trempe au laser sur l'acier AISI 4340 par l'approche de caractérisation géométrique et ponctuelle ». La substance de l'article a été inspirée par le professeur Abderrazak El Ouafi. Ma contribution en tant que premier auteur a consisté dans une large mesure à la recherche bibliographique, l'exécution de tests expérimentaux, l'analyse des résultats atteints et la rédaction de l'article. La version finale de l'article a été corrigée et validée par le professeur Abderrazak El Ouafi et le professeur Noureddine Barka afin qu'elle soit prête pour la publication dans les revues scientifiques.

3.2 PREDICTION OF 4340 STEEL HARDNESS PROFILE HEAT-TREATED BY LASER USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND MULTI REGRESSION APPROACHES

3.3 ABSTRACT

Depths of hardness profile zones and the maximum hardness are the key elements when talking about laser hardening process, and their values give a clear image about the quality of the treatment. In order to control the laser hardening quality *LHQ*, or rather the interest responses values, this paper seeks to develop models capable to predict the shape of the hardness profile in function of the input parameters. Firstly, an experimental study was conducted to highlight the hardness profile sensitivity to the process input parameters such as the laser power *P*, the beam velocity *V* and the initial hardness *H* of AISI 4340 steel, as well as to compare the effect of the roughness *Ra* and the nature of the surface *S* as the fourth input parameter. *LHQ* modeling or hardness profile modeling is done by modeling attributes extracted from the hardness profile curve using two effective techniques such as the punctual and geometrical approaches. Consequently, and according to the selected conditions, the most influential process parameters on the interest responses are the laser power *P*, the beam velocity *V* then the initial hardness *H*. The experiment total error contribution was decreased when using the surface nature *S* as the fourth parameter than the surface roughness *Ra*. Hence the parameter *S* has more effect than the parameter *Ra*. According to assessment criteria of performance, modeling *LHQ* by using the geometrical approach gives better accuracy and results credibility than by the punctual approach.

Keywords: Laser hardening; geometrical approach; punctual approach; Taguchi method; artificial neural network.

3.4 INTRODUCTION

Throughout the time of steel exploitation, the human being has never dispensed the application of what is known as the heat treatment process in order to get certain desirable conditions and/or mechanical properties. The basic principle of this treatment is to carry out one or a combination of operations that involves heating and the cooling of steel substrate while trying to keep the maximum of its initial form and surface. Depending on the heating pattern and cooling rate, steel can be subject to full range of heat treatment types such as annealing, normalizing, hardening, tempering, surface hardening, and special treatments like austempering, ausforming, martemring and cold treatment [1]. Among the types heat treatment mentioned above, surface hardening is the most utilized process to gain a very hard surface on ferrous alloys with more ability of wear resistance, along with a tough interior to resist the impact that occurs during operation. Several engineering methods can be used in the surface hardening process, hardfacing, coatings, diffusions and Selective-hardening methods are the main approaches used in the industry [2].

Surface hardening using laser beam technique is one of the selective-hardening techniques (known as very clean, fast and non-contact process) widely employed on the low-carbon and medium carbon steels as well as the induction technique due to its ability to provide certain specific features on treatment quality such as the reducing of the distortion and the problem of cracking associated with the through hardening of thick sections [3].

During the surface heat treatment, the surface layer of the hardenable steel expose a series of temperature variation due to the short process cycle time. As soon as the laser beam scan the mechanical part, the treated surface undergoes an amount of energy that can easily heat the surface layer beyond the austenitizing temperature (A_{c3}). Large amount of laser beam energy may melt the scanned surface while creating an area called the melted region M_r , otherwise, steel self-quenching effect reduce dramatically the surface layer temperature from austenitizing temperature (A_{c3}) to the interior temperature of the part, this temperature gradient occurs in too short period of time forming a hardened region H_r .

which contains hard and fine martensite, and over-tempered region OT_r , between the hardened region and the material bulk which consist of tempered martensite containing a small amount of retained austenite [4].

A large number of researches have highlighted the laser hardening process which the majority of them were experimental studies and they were limited to examining the effect of the process input parameters on the treated layer [5-6].

While the other researches preferred the theoretical and the analytical side trying to understand and to get an idea about the thermal and microstructural mechanism during the phenomenon [7-8]. These researches were often focused on the maximum hardness surface treated h_{max} which is just part of the process interesting responses and does not reflect the overall picture of the treatment quality.

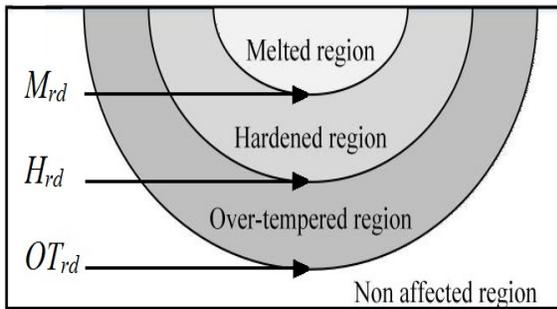


Figure 39 : Representation of LHQ elements through the surface layer section

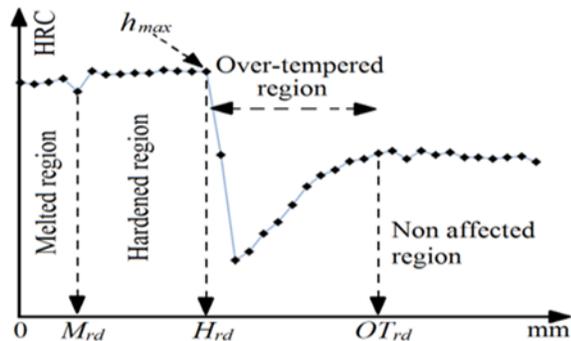


Figure 40 : Representation of LHQ elements through the hardness profile curve

Laser hardening quality- LHQ is a feature which cannot be confined to a limited response, but it is a coherent set of responses results depend strongly to process parameters. In addition to the hardness values h_{max} , laser hardening quality can be also estimated trough the depth values of the surface layer regions such as the melted region M_{rd} , the hardened region H_{rd} and the over-tempered region OT_{rd} which can affect the mechanical properties if the treated steel as well as the distortion, the formed martensite type and compressive residual stresses resulting at the surface [9].

The fact that all of M_{rd} , H_{rd} , OT_{rd} and h_{max} can be controlled by the input process parameters, so modeling these responses will be a successful idea to reach a desired quality process while avoiding the time and cost limitation. The modeling approach was the interest of several laser hardening or welding researches in which it is generally based on the artificial neural networks technique as well as the multi-regression method. Lambiase [10] developed an expert model using a neural network to evaluate both profile and history temperature of a workpiece treated by laser under different processing conditions. As a result, the measured hardness values showed a relatively good agreement with the predicted temperature profile. Woo [11] has used both of the multi-regression and the artificial neural network techniques to develop models seek to assess the hardened layer dimensions of SM45C steel mainly on function of the effect of the coating thickness parameters. On the other side, Bappa Acherjee [12] highlighted the laser welding process through the prediction of welding quality. His work aims to establish the correlation between the laser transmission welding parameters and output variables through a nonlinear model, developed by applying artificial neural network (ANN).

As mentioned above, the second step after studying the sensitivity of the hardness profile is developing models capable to predict the hardness profile curve according to the input process parameters. Characterize the hardness profile by attributes in which can give to some extent a global image about the hardness profile behavior is the first step for modeling. Two different approaches are used to characterize the hardness profile and they are well detailed in of modeling section. The extracted attributes are modeled using the artificial neural network ANN type multilayer perceptron MLP, and the generated models are analyzed through special evaluation criteria to determine the appropriate characterization approach for modeling the laser hardening quality *LHQ*.

3.5 EXPERIMENTAL ASPECT

3.5.1 Experimental conditions

Steel heat treatments quality depends strongly on the input factors. In the case of laser heat treatment, the machine parameters such as the laser beam power P and the scanning speed V have the highest effect and the most significant contribution on the required results nature. On the other hand, all other parameters that were conducted in the relevant studies can be considered lesser in terms of contribution comparing the laser beam power and the scanning speed.

The experimental aspect of this study is applying the laser heat treatment process on 4340 AISI steel for the purpose of assessing the parameters impact on the quality of the hardened layer. In addition to laser power P and the laser beam velocity V with four levels of each, the input parameters of the first experiment were restricted to steel initial hardness H and the surface roughness Ra with two levels of each as well (Table 15).

3.5.2 Experimental Design

A test plan which contains all possible combinations of all the input factors is known by the fully crossed design and it is considered the best approach to carry out such experiments based on its credible results. However, due the time and cost limitation, it is not widely used and only few experiments were carried out using this design. Alternatively, the orthogonal arrays (OAs) developed by Taguchi is a judicious and robust fractional factorial design [13] used in most experimental studies including this paper to achieve a high quality level process while reducing the number of tests to what is strictly necessary to collect all the statistically significant data [14]. Based on the number of considered parameters and their levels, L16 orthogonal arrays is an adequate test strategy to carry out this study, while L8 remains a good choice for validation tests.

Table 15 : First experiment tests factors levels

Parameters	Levels
Power (kW)	0.4, 0.7, 1.0 and 1.3
Speed (mm/s)	10, 20, 30 and 40
Initial hardness (HRC)	40, 50
Surface Roughness (Ra)	0.8, 2.4

3.5.3 Experimental setup

Steel used in this study is AISI4340 machined to parallelepiped plates (50 mm x 30 mm x 5 mm) to facilitate its handling during the treatment. The parallelepiped plates steel were subjected to several prior preparations such as the pre-heat treatment to achieve the desired initial hardness levels and the plate surface texture preparation using two kinds of sandpaper, the first one is CAMI Grit designation 100 with average particle diameter of 140 μm to obtain a surface roughness of 2.4 Ra and CAMI Grit designation 200 with average particle diameter of 68 μm to obtain a surface roughness of 0.8 Ra. Regarding the machine parameters and their levels, the laser beam is provided by Nd:YAG system in which the laser beam power and the scan speed values were taken to ensure the complete austenitization of the steel layer during the heat treatment (Table 15). Once the treatment is done, the hardness profile is characterized by using Clemex micro-hardness measurement machine which provide the hardness profile shape of each test in the experiment.

3.6 EXPERIMENTAL RESULTS ANALYSIS

Effective modeling relies overwhelmingly on the selection of the most influential parameters on the phenomenon, for this reason the statistical study of process results is required before modeling to determine the impact of the parameters and the contribution of each of them. To reach this target, several statistical tools can be used in which the famous and the most used one is the analysis of variation ANOVA.

ANOVA is a computational technique allows revealing through a table all the necessary information that can help to determine the impact of each process parameter and its contribution on the controlling response. Information presented by ANOVA table are generally the degrees of freedom, sum of squares, mean square, and P-value and F-value, and through them, the process parameters are ranked according to their importance in the experiment.

Based on the ANOVA results, the parameters predominantly affecting the laser hardening process quality are the laser beam power and beam scanning speed. Taking the example of H_{rd} response, the contribution of the total error is about 8.73%, this result means that the process interesting responses are on somehow not controlled by the all-important input parameters. In order to compare the effect of the surface roughness parameter Ra with the surface nature S , a similar experiments were performed with the same input parameters except changing Ra by S with two levels (As treated (1) - finished (2)). As result, the total error contribution has dropped down to 2.47%.

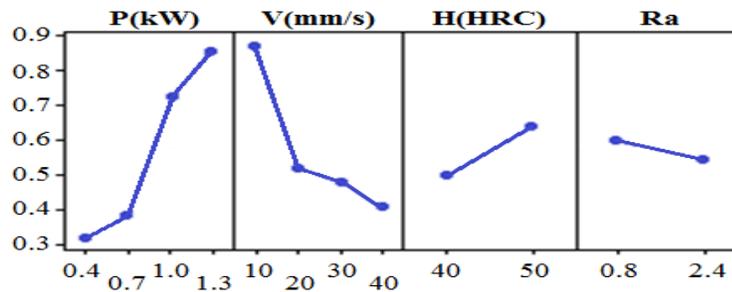


Figure 41 : Parameters effect (including the surface nature S) on Hrd, Er = 2.47%.

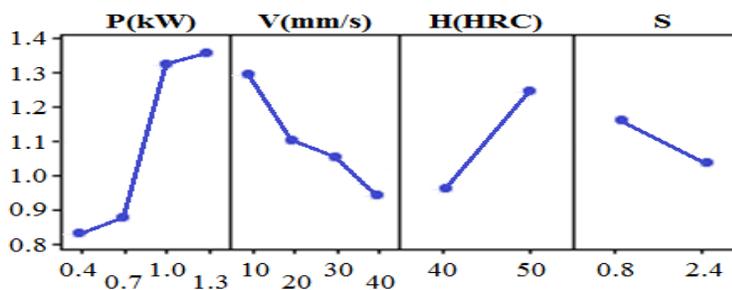


Figure 42 : Parameters effect (including the surface roughness Ra) on Hrd, Er = 8.73%.

The information above show that the surface nature S of the treated workpiece has more impact on the maximum hardness H_{rd} and on the other process interesting responses than the Ra . The total error contribution of the second experiment is relatively small compared to that of the first experiment. This proves that the second experiment took into account the important parameters and the laser hardening quality is strongly controlled by them comparing to the first experiment.

3.7 LASER HARDENED QUALITY MODELING

An effective LHQ modeling is the result of a set of systematic and rigorous sequences. The first phase is to carry out experiment tests according to well-defined combinations of input variables proposed by Taguchi's OAs. Using statistical analysis tools to determine the impact, the contribution and the relationship between the processes input parameters and the selected output variables to modeling is a mandatory phase to ensure the accuracy of developed models. Finally, the most important step for LHQ modeling is the approach used to develop the models.

The fact that the total error contribution value of the second experiment is somewhat small, considering the laser power P , laser beam velocity V , the initial hardness H and the surface nature S as input parameters based on their effects and their contributions will positively affect the accuracy of the LHQ developed models.

Techniques used for modeling are divided in two categories, theoretical and empirical approaches. Due to the complexity of laser hardening phenomenon and the lack of knowledge about the process fundamental behavior, it is extremely difficult to develop accurate models using the theoretical approach. Therefore, this study takes into account the empirical for modeling.

Two powerful empirical approaches are adopted in the relevant studies, the Multivariate or Multivariable regression method, and the artificial neural network

technique. The adoption of the artificial neural network technique in this study was mainly because of its ability to model the process outputs responses according to a large numbers of controlling variables even if the relationship between the output responses and input variables is non-linear. ANNs is technique contains several types such as feed forward neural network *FNN*, radial basis function network *RBF*, Kohonen self-organizing network *KSON*, learning vector quantization *LVQ* and the most popular technique used even in this study called the multilayer perceptron *MLP*.

3.7.1 Characterization techniques

LHQ modeling is done by modeling the output variables that can give a global idea about the form of the hardness profile. Those output responses are certain attributes extracted from the hardness profile curve using two different techniques. The first technique is the punctual approach, its principle is to extract directly from the hardness profile certain points. The abscissas and the ordinates of those points represent the depth and the hardness values respectively of each region in the hardness profile $((h_{mt}, M_{rd}), (h_{max}, H_{rd}), (h_{max}, T_{rd}), (h_{ini}, OT_{rd}))$, the coordinates values are strongly depending to the process input variables and the variations of these points in relation to the process input variables are what define the sensitivity of the hardened profile.

The second technique is called the geometrical approach; this technique is based on extracting from the hardness profile curve all of amplitudes, slopes, peaks, that give also an image about the hardness profile behavior. The ambiguous attributes of the geometrical approach are m_1 , m_2 and m_3 which represent the slopes and through them certain *LHQ* elements can be calculated such as H_{rd} and OT_{rd} .

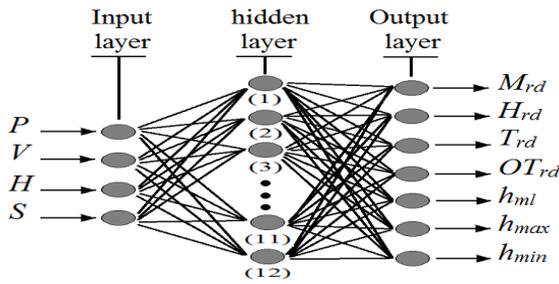


Figure 43 : Punctual ANN model architecture

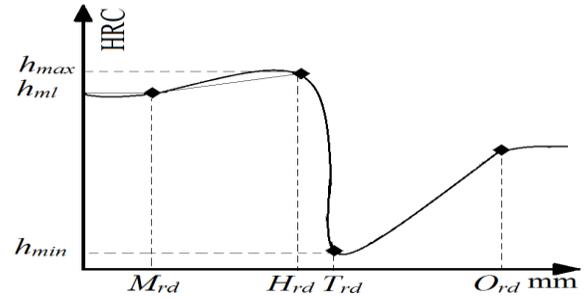


Figure 44 : Punctual techniques for extracting attributes

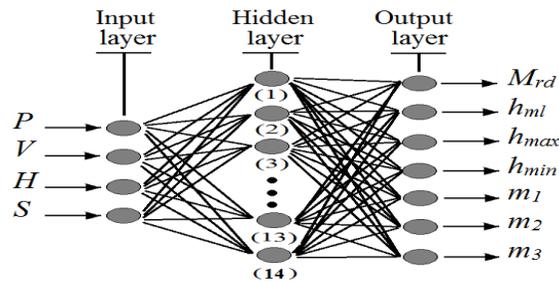


Figure 45 : Geometrical ANN model architecture

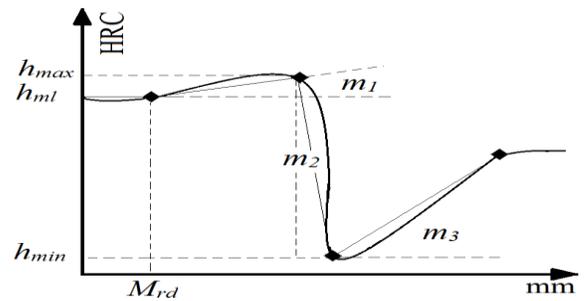


Figure 46 : Geometrical techniques for extracting attributes.

m_1 is the result of dividing $(h_{max} - h_{ml})$ on $(H_{rd} - M_{rd})$, m_2 is the result of dividing $(T_{rd} - H_{rd})$ on $(h_{max} - h_{min})$ and m_3 is the result of dividing $(h_{initial} - h_{min})$ on $(OT_{rd} - T_{rd})$.

As it was mentioned before, **LHQ** modeling is performed by the using the ANN model type multilayer perceptron **MLP** which is known by its great forecast ability, simplicity and the flexibility for modeling. The **MLP** consists of three layers where each layer contains certain numbers of neurons; the first and the third layer neurons number are exactly equal to the inputs variables and the modeling attributes number respectively.

Concerning the hidden layer, the modeling training performance depends on the size of this layer. To establish the best hidden layer size as well as to avoid the overfitting which can affect the credibility and accuracy of the models, certain criteria must be taken into

consideration such as the number of the input and the output neurons number, and the complexity of the estimated parameters.

Following several training attempts and according to the selected assessment and performance criteria, a hidden layer with 12 neurons met the best accuracy of generated punctual attributes models. While to generate geometrical attributes models with the maximum accuracy, the best architecture of the *MLP* was with 14 neurons in the hidden layer.

3.8 RESULT AND DISCUSSION

Information below present the assessment of the geometrical and punctual attributes models based on certain performance criteria. As is shown in the tables below, the mean absolute error MAE, the maximum relative error XRE, the mean square error MSE, total square error TSE and maximum relative error MRE were considered in this study.

Starting with Table 16 and Table 17, these tables provide information on the punctual and the geometrical models accuracy by exhibiting the value of the MAE, XRE, MSE and TSE values. It is too easy to note that when using the geometrical approach, the convergences relationship between the experimental and the modeled attributes or MAE values are somewhat bigger than when using the punctual approach in both of experimental and validation tests cases.

The maximum relative errors or XRE of M_{rd} and h_{max} models of the geometrical approach are less than those of the punctual approach models, as opposed to when talking about h_{ml} and h_{min} .

Considerable values of XRE are noticed in the case of m_1 and m_3 attributes, this increment of XRE values can be explained by the effect of all of h_{ml} and h_{min} error during the training and the validation process by ANN's. Concerning m_2 , the XRE value is infinitely in both of training and validation cases.

Finally, the mean square error MSE and the total square error TSE criteria provide the same information about models performances but with differences values.

Table 16 : Models performance criteria summary using the punctual approach

Variables	MAE		XRE		MSE		TSE	
	T	V	T	V	T	V	T	V
M_{rd}	0.0131	0.0098	0.075	0.0493	0.000315	0.000187	0.00505	0.001688
H_{rd}	0.0295	0.012	0.141	0.0626	0.00138	0.000374	0.02208	0.003367
T_{rd}	0.0386	0.0117	0.173	0.0605	0.002342	0.000264	0.03747	0.002384
OT_{rd}	0.0303	0.0065	0.137	0.0258	0.001444	0.000006	0.02311	0.000539
h_{ml}	0.2656	0.1234	1.1	0.7709	0.099818	0.046141	1.5971	0.415267
h_{max}	0.219	0.0640	1.149	0.497	0.0801	0.022154	1.2816	0.022154
h_{min}	0.2219	0.0816	0.893	0.5932	0.0689	0.035358	1.1026	0.318228

Table 17 : Models performance criteria summary using the geometrical approach

Variables	MAE		XRE		MSE		TSE	
	T	V	T	V	T	V	T	V
M_{rd}	0.0094	0.00844	0.06	0.0463	0.000191	0.000179	0.003058	0.001618
h_{ml}	0.2465	0.09083	1.56	0.3969	0.148896	0.013468	2.382342	0.121213
h_{max}	0.1529	0.05290	0.81	0.3248	0.040455	0.008447	0.647286	0.076024
h_{min}	0.2068	0.24019	1.14	1.4457	0.081355	0.154602	1.301689	1.391424
m_1	0.5264	0.41324	2.35	1.7062	0.411062	0.321390	6.577006	2.892513
m_2	0.00034	0.00031	0	0.0020	1.95E-07	2.57E-07	3.12E-06	2.83E-07
m_3	0.49373	0.25813	2.31	1.0456	0.359161	0.106389	5.746584	0.957505

Table 18 : Geometrical and Punctual Models MRE comparison

Mean relative percentage error (MRE %)			
Q-Elements	Geom approach	Punct approach	
T	h_{max}	0.2537	0.3626
	M_{rd}	3.7599	5.1309
	H_{rd}	0.9377	4.7073
	OT_{rd}	0.9425	3.0091
V	h_{max}	0.08836	0.1080
	M_{rd}	2.77873	3.1369
	H_{rd}	0.73379	1.9079
	OT_{rd}	1.29508	0.6520

Table 18 summarizes the main and the global information about **LHQ** modeling process of this study. The Mean absolute percentage error MRE% is considered to evaluate the accuracy of the modeling process by comparing the accuracy of the modeled responses according to the adopted characterization approach. Using the geometrical approach, outputs variables such as H_{rd} and OT_{rd} are not included in the extracted attributes list. They are the result of modeling other attributes such as m_1 , h_{ml} , M_{rd} , H_{rd} and m_2 , h_{max} , h_{min} respectively.

After taking a look at the results of the Table 18 and based on MRE value, the laser hardening quality variable models present better accuracy when the technique of the geometrical approach is adopted than the punctual approach while noting that the difference is too small.

Figure 47 and Figure 48 present a comparison between the experiment and the modeled *LHQ* key elements through the both approaches.

Figure 47 contains three figures which present a schematic representation of regions produced by laser hardening process. Figures A, B and C exhibit the results of the modeled and the measured outputs responses of the test 7 of the experiment in term of values. It is very clear that the modeled *LHQ* key elements values using the geometrical approach are almost equal to those measured in the experiment, while there is too small difference between the modeled and the measured *LHQ* elements when using the punctual approach.

While Figure 48 show in term of hardness profile curve, the results of the modeled and the measured outputs responses of the test 7 of the experiment. This figure contains three curves in which, the black curve represent the measured hardness profile, the red segments line curve represent the modeled hardness profile using the geometrical approach and the blue dashed line curve represent the modeled hardness profile using the punctual approach.

It is clear to notice that the segments end points of the red curve match exactly the correspondent point of the measured hardness profile. While there is a so small difference in the similarity between the measured hardness profile curve and the modeled hardness profile curve using the punctual approach.

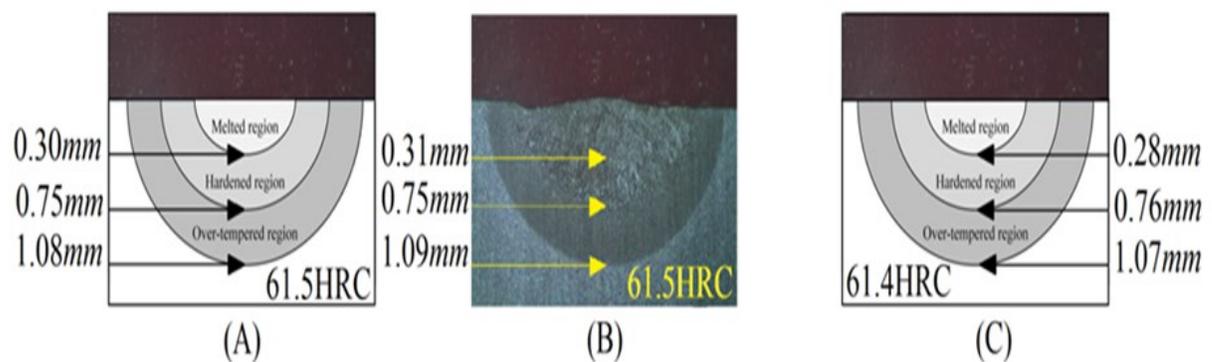


Figure 47 : Comparison of the geometrical models (A), the measured (B) and the punctual models (C) *LHQ* elements result

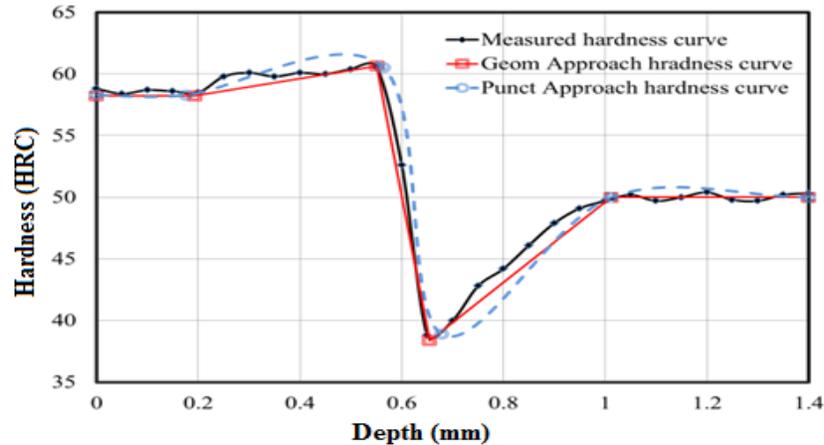


Figure 48 : comparison between the measured and the modeled hardness profile curves

These figures results give an idea about modeling the *LHQ* element by the geometrical and the punctual approach and decide the appropriate technique for modeling to reach the best and promising results.

3.9 CONCLUSION

After performing the laser hardening process on AISI 4340 steel where the testing strategy was according to the Taguchi method (OA's), the analysis of variance ANOVA exhibited that the machine parameters such as the laser power and the laser beam velocity, in order of importance, have the big effect on the selected process outputs, followed by the initial hardness, while the surface roughness effect is quite low compared to other process input variables.

By repeating the same process experiments while changing the surface roughness input variable by the surface nature, ANOVA results showed that the surface nature has more effect on the interesting responses than the surface roughness and the experiment total error contribution was decreased. Hence, the second process experiment results were considered for the process of modeling in this study.

Structured approaches are adopted to perform the modeling of *LHQ* key elements based on the second experiment results and using Multilayer perceptron ANN's model. The

generated models were evaluated through performance evaluation criteria and the results allow concluding the following notes.

Modeling the extracted attributes from the hardness profile curve by both approaches is an ingenious technique to model *LHQ* key elements with excellent accuracy.

According to generated models accuracy, the geometrical attributes are the appropriate variables for *LHQ* modeling than the punctual approach. However, the two approaches proposed are effective techniques which provide very promising *LHQ* models

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- THOMAS, DIGGES G., SAMUEL, ROSENBERG J., GLENN, GEIL W. 1966 “Heat Treatment And Properties Of Iron And Steel ». *National Bureau Of Standards Monograph 88*, Supersedes Circular 495 And Monograph 18, Issued November 1.
- DOSSETT, J., TOTTEN, G.E., “Introduction To Surface Hardening Of Steels”, *Asm Handbook*, Volume 4A, Steel Heat Treating Fundamentals And Processes.
- BARKA, NOUREDDINE. « Etude De Sensibilite Du Profil De Durete Des Engrenages Traites Thermiquement Par Induction En Fonction Des Parametres Machine ». These De Doctorat En Ingenierie, Montreal, QC: *Ecole De Technologie Superieure*, 199 P.
- SHIUE R.K., ET CHEN, C. 1992. « Laser Transformation Hardening Of Tempered 4340 Steel ». *Metallurgical Transactions A: Physical Metallurgy and Materials Science*, Vol. 23, Numéro. 1, PP. 163–170.
- SHANG H.M. 1990. « On The Width And Depth Of Hardened Zones During Laser Transformation Hardening Of Tool Steels ». *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 23, Numéro. 1, PP. 65–7.
- KATSAMAS, A., ZERVAKI, A.D. ET HAIDEMENOPOULOS, G.N. 1997. « Laser-Beam Surface Transformation Hardening Of Hypo Eutectoid Ck-60 Steel ». *Steel research*, Vol. 68, Numéro. 3, PP. 119–124, 1997.
- PURUSHOTHAMAN DINESH BABU, GENGUSAMYNAIDU BUVANASHEKARAN, KARUPUUDAIYAR R. BALASUBRAMANIAN 2012. « Experimental Studies on The Microstructure And Hardness Of Laser Transformation Hardening Of Low Alloy Steel ». *Transactions Of The Canadian Society For Mechanical Engineering*, Vol. 36, Numéro.3.
- R, KOMANDURI. Z, B, HOU. 2001. « Thermal Analysis Of The Laser Surface Transformation Hardening Process ». *International Journal Of Heat And Mass*, Vol 44, Issue 15, PP 2845-2862.
- LUSQUINOS, F., CONDE, J.C., BONSS, S., RIVEIRO, A., QUINTERO, R., COMESANA, J. 2007. « Theoretical and Experimental Analysis of High Power Diode Laser (Hpdl) Hardening of AISI 1045 Steel ». *Applied Surface Science* 254 948–954.

- F. LAMBIASE, A.M. DI ILIO, A. PAOLETTI. 2013. « Prediction of Laser Hardening By Means Of Neural Network ». *8th CIRP Conference On Intelligent Computation In Manufacturing Engineering*. PROCEA CIRC 12. 181 – 186
- H.G. WOO, H.S. CHO. 1998. « Estimation Of Hardened Layer Dimensions In Laser Surface Hardening Processes With Variations Of Coating Thickness ». *Surface And Coatings Technology*, Vol.102, Issue 3, PP. 205–217.
- BAPPA, ACHERJEEA., SUBRATA, MONDALB, BIPAN TUDUC, DIPTEN MISRAB. 2011. « Application Of Artificial Neural Network For Predicting Weld Quality In Laser Transmission Welding Of Thermoplastics » *Applied Soft Computing*, Vol.11, PP 2548–2555.
- GENICHI TAGUCHI, ASIAN PRODUCTIVITY ORGANIZATION, 1986.
- MASON, R.L., GUNST, R.F., HESS, J.L. 2003. *Statistical Design And Analysis Of Experiments - With Applications To Engineering And Science*, JOHN WILEY & SONS PUBLICATION.
- EL OUAFI, A., BELANGER, R., GUILLOT, M. 2012. « Dynamic Resistance Based Model For On-Line Resistance Spot Welding Quality Assessment », *Materials Science Forum*, Vol 709-709, PP 2925-2930.

CONCLUSION GÉNÉRALE

L'objectif de la présente recherche consiste à développer des modèles mathématiques capables de prédire, avec une précision suffisante, le profil de dureté sur des pièces mécaniques en acier AISI 4340 lors d'un traitement thermique de surface au laser. Les modèles ont été établis en suivant une méthodologie réalisée en trois étapes : (i) la réalisation d'une étude de sensibilité dont le but est d'identifier les principaux facteurs ayant une influence sur le profil de dureté et sur la qualité du traitement, (ii) l'investigation de quelques techniques de modélisation telles que la régression multiple non linéaire et les réseaux de neurones artificiels pour développer des modèles prédictifs du profil de dureté, et finalement (iii) l'évaluation de quelques approches géométriques et directionnelles de caractérisation du profil de dureté pour améliorer la capacité prédictive des modèles.

Un plan d'expérience orthogonal basé sur la méthode de Taguchi a été choisi pour représenter la variation des facteurs ayant une influence sur le profil de la dureté. Les outils statistiques tels que l'analyse de variance ANOVA ont été utilisés pour étudier les effets des paramètres du procédé sur la qualité des réponses d'intérêt et leurs contributions afin de déceler les principaux paramètres optimums nécessaires pour la modélisation du procédé de la trempe au laser. Les résultats ainsi obtenus indiquent que la largeur de la zone durcie est environ égale à trois fois plus la profondeur de pénétration, en particulier pour des faibles puissances et des basses vitesses de balayage du faisceau laser.

En se servant de la méthode de Taguchi et de l'analyse de la variance (ANOVA), les conclusions suivantes ont été tirées : Un effet similaire des paramètres du procédé sur la profondeur durcie (d) comme sur la largeur de la zone durcie (W) a été observé. Les paramètres machine tels que la puissance laser et la vitesse du faisceau laser sont les facteurs qui affectent le plus les réponses d'intérêt. L'augmentation de la valeur de la puissance laser augmente la profondeur durcie et les largeurs des zones durcies. Une faible vitesse de balayage est recommandée pour obtenir une large zone durcie avec une profonde profondeur de zone durcie. Les propriétés des matériaux tels que la dureté initiale, l'état de

surface et le fini de surface du substrat, ont moins d'effets par rapport aux paramètres machine. La dureté initiale présente plus d'effet sur le processus de durcissement laser suivie par l'état de surface et par le fini de surface. Les résultats obtenus seront utilisés avantageusement pour planifier le processus de modélisation et de représenter les bases d'un des modèles de prévision robustes.

En ce qui concerne la modélisation, on s'est servi du modèle de régression multiple et du réseau de neurones artificiels. Les valeurs des données de l'expérimentation prédites par les deux modèles étaient dans une large mesure égales aux valeurs éventuelles, ce qui prouve l'excellente capacité prédictive des deux modèles avec un degré de précision légèrement élevé du réseau neuronal artificiel. On peut alors attester avec exactitude que les tests de validation ont été la preuve ultime et décisive que la méthode statistique des réseaux de neurones artificiels est la technique la plus utile pour la prédiction des données.

En essayant d'améliorer les performances des modèles de prédiction, il s'est avéré que l'application des approches de caractérisation géométrique et ponctuelle est une technique ingénieuse trop efficace pour atteindre un excellent niveau prédictif de la qualité du procédé de trempe. Néanmoins, les modèles des attributs extraits par l'approche géométrique présentent plus de précision et moins d'erreurs en comparant avec ceux des attributs de l'approche ponctuelle.

Dans ce contexte, nous aimerions bien dans un futur proche faire une quatrième étude originale en forme d'article qui sera intitulé: Modélisation et optimisation du profil de dureté de l'acier 4340 traité thermiquement au laser par l'approche des réseaux de neurones artificiels. En considérant que les approches conventionnelles sont divergentes quand il s'agit de problèmes ayant beaucoup des paramètres à contrôler et nécessitant beaucoup de temps de calcul, notre apport va consister à élaborer une approche d'optimisation plus rapide et robuste. Pour cela, une analyse paramétrique sera effectuée pour jumeler un programme basé sur la méthode des réseaux de neurones artificiels avec un code de calcul par la méthode des éléments finis, dont on va remplacer les paramètres de propriétés matériaux par d'autres paramètres d'influence afin de minimiser l'erreur total du procédé.

Le but sera de construire un outil de modélisation et d'optimisation "rapide, robuste et efficace", qui va pouvoir remplacer la méthode des éléments finis. Il permet donc d'optimiser le profil de dureté dans un temps très court.

ANNEXE I

PHENOMENES PHYSIQUES APPARAISSANT SUR LES SURFACES DES SOLIDES, LORS DU CHAUFFAGE AU LASER

LES PROCESSUS DE L'EMISSION

- ✓ La désorption du gaz
- ✓ L'émission thermoélectronique
- ✓ L'émission thermoionique
- ✓ L'émission des atomes neutres
- ✓ L'émission calorifique (mesures pyroélectriques).

LES PROCESSUS DE LA STRUCTURE

- ✓ La recristallisation
- ✓ Les changements structuraux dans les alliages Fe-C (la trempe de l'acier)
- ✓ L'amollissement du verre et les changements structuraux correspondants
- ✓ L'amorphisation des céramiques de verre
- ✓ L'amorphisation des pellicules métalliques fines
- ✓ La diffusion mutuelle des couches chauffées (la micrométallurgie)
- ✓ Le recuit des défauts (dans les semi-conducteurs).

LES REACTIONS CHIMIQUES SUPERFICIELLES

- ✓ L'oxydation locale

- ✓ La restitution
- ✓ La décomposition thermique des liaisons métallo-organiques
- ✓ La polymérisation (destruction) des polymères
- ✓ L'inflammation et la combustion

LES EFFETS THERMOMECHANIQUES (AVANT LA FUSION)

- ✓ La dilatation thermique (y compris dans le régime à impulsions)
- ✓ L'apparition des contraintes thermiques (y compris celles orientées)
- ✓ La génération des ondes ultrasonores (défectoscopie)

LES TRANSFORMATIONS PHYSIQUES

- ✓ La fusion
- ✓ La vaporisation
- ✓ La détonation active et l'explosion des milieux passifs,
- ✓ Le claquage électrique optique dans les diélectriques transparents
- ✓ La génération des ondes explosives dans les corps solides, dans les liquides et dans les gaz.

L'APPROCHE PHENOMENOLOGIQUE (PHYSICO-THERMIQUE) DE L'EFFET DU LASER SUR LES MATERIAUX

L'absorption des métaux de l'émission laser est définie par la loi de Beer–Lambert :

$$Q(x) = q_0(1 - R)e^{-\alpha x} \quad (4)$$

q_0 (W.m^{-2}): L'intensité juste à l'intérieur de la surface après avoir examiné la perte de réflexion R (coefficient de réflexion du matériau pour une incidence normale de la lumière).

Réfectivité = 1 - absorptivité, pour les matériaux opaques.

Réfectivité = 1 - (absorptivité + transmissivité), pour les matériaux transparents.

α : Coefficient d'absorption du matériau (11200 cm^{-1} pour le laser Argon 514 nm et 280 cm^{-1} pour le laser Nd:YAG 1060 nm).

La température de la surface T dépend de la puissance P (ou flux énergétique) absorbée par l'unité de surface S .

$$P = W/\tau \quad (5)$$

$$q = P/S \quad (6)$$

Où q est la densité de puissance (W.m^{-2}), W est l'énergie dans l'impulsion ou l'énergie totale transportée pendant la durée.

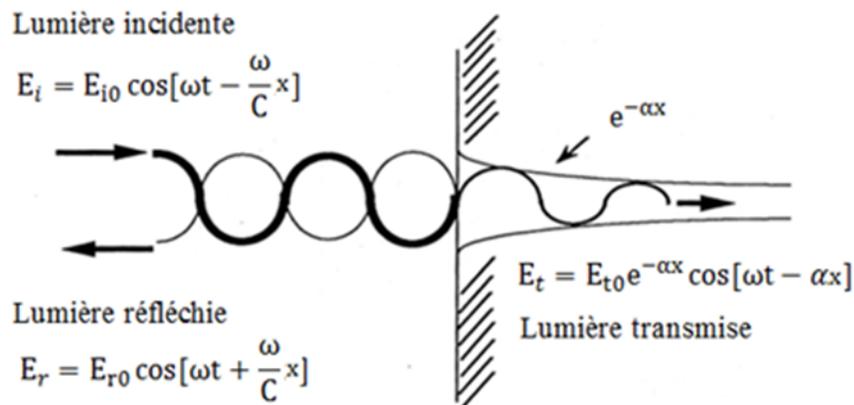


Figure 49 : Phase et l'amplitude d'un rayonnement électromagnétique frappant une interface air/solide (A)

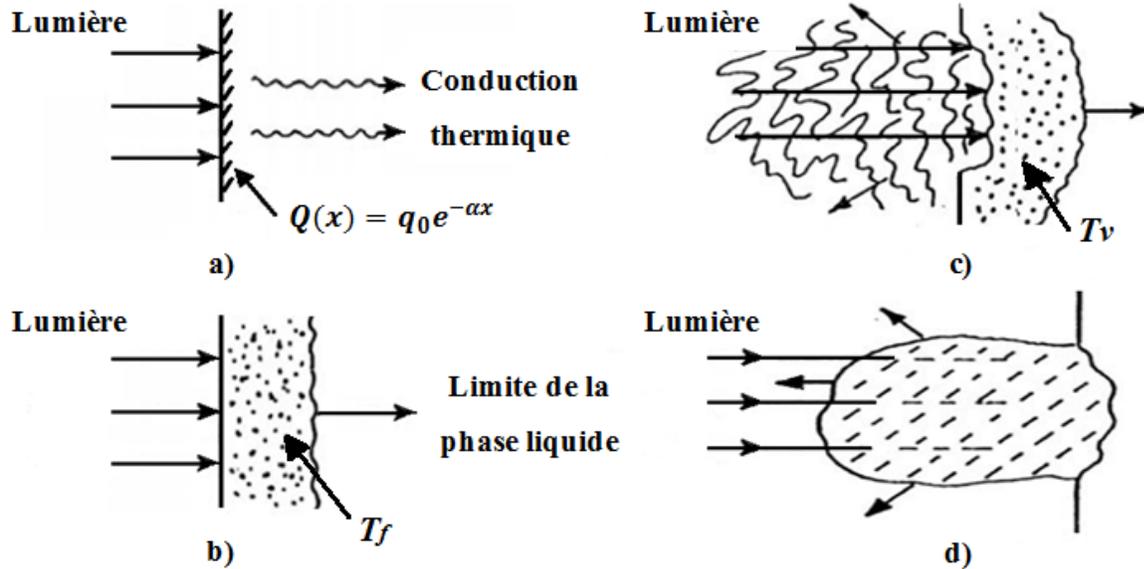


Figure 50 : L'absorption du rayonnement laser, b) Le chauffage du matériau à son point de fusion T_f , c) Chauffage jusqu'au point d'évaporation (ébullition) T_v , d) formation plasma

La relation entre T et la densité de puissance q peut être défini à partir les équations de transfert de chaleur (La conduction thermique est régie par la loi de Fourier) :

$$\frac{\partial T}{\partial t} - a \nabla^2 T = \frac{Q(x, y, z, t)}{\rho c_p} \quad (7)$$

Où ∇ est l'opérateur de Laplace :

$$\frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial z^2} \quad (8)$$

Pour résoudre l'équation (12), il est nécessaire de donner une condition initiale, et des conditions aux limites et définir $Q(x, y, z, t)$.

$$\begin{aligned} T_{x,y,z,0} &= T_H & T_{x=\infty,t} &= T_{y=\infty,t} = T_{z=\infty,t} = T_H \\ \frac{\partial T}{\partial x_{0,t}} &= \frac{\partial T}{\partial y_{0,t}} = \frac{\partial T}{\partial z_{0,t}} = 0 & Q &= q_0(1 - R)e^{-\alpha x} \end{aligned} \quad (9)$$

Dans un système de coordonnées qui est fixe avec le faisceau laser, l'équation de la chaleur peut s'écrire comme suit (200):

$$\rho(x, T)c_p(x, T)\frac{\partial T(x, t)}{\partial t} - \nabla[k(x, T)\nabla T(x, t)] + \rho(x, T)c_p(x, T)v_s\nabla T(x, t) = Q(x, t) \quad (10)$$

Où Q est la densité volumique du flux lumineux absorbé, ρ est la masse volumique (kg.m^{-3}), c_p est la capacité calorifique du matériau à une pression constante ($\text{J.K}^{-1}.\text{kg}^{-1}$), k est la conductivité thermique ($\text{W.m}^{-1}.\text{K}^{-1}$), v_s est la vitesse du substrat par rapport à la source de chaleur (m.s^{-1}), a est diffusivité thermique du matériau ($\text{m}^2.\text{s}^{-1}$).

Après la résolution du système de ces équations, la relation entre T et q aura la forme suivante :

$$T = f \left[\begin{array}{l} q(1 - R) \\ \rho, c_p, R, \alpha, a \\ x, y, z, t \end{array} \quad \begin{array}{l} \text{Puissance absorbée} \\ \text{Paramatères physico – thermiques et optiques} \\ \text{Arguments} \end{array} \right]$$

Ainsi par exemple dans le cas des métaux, la solution de l'équation (12) aux conditions (14) pour une source de chaleur ronde (la tache focale laser avec le rayon r_0), sera :

Pour $r_0 \gg \sqrt{a\tau}$ (chauffage à impulsion)

$$T = \frac{2q_0(1 - R)\sqrt{a\tau}}{k\sqrt{\pi}} + T_H \quad (11)$$

Pour $r_0 \ll \sqrt{a\tau}$ (chauffage continu)

$$T = \frac{q_0(1 - R)r_0}{k} + T_H \quad (12)$$

Les formules (16) et (17) permettent de déterminer le seuil dit (critique) de la densité de puissance $q_{imp,cont}^{lim}$ nécessaire au chauffage de la surface jusqu'à la température donnée T .

$$q_{imp}^{lim} = \frac{(T - T_H)k\sqrt{\pi}}{2(1 - R)\sqrt{a\tau}} \quad (18)$$

$$q_{cont}^{lim} = \frac{(T - T_H)k}{(1 - R)r_0} \quad (13)$$

Table 19 : Paramètres physico-thermiques et optiques de certains métaux

Matériau	T_{vap} (K)	k (W.m ⁻¹ .K ⁻¹)	$A=1-R$	$a \cdot 10^{-3}$ (m ² .s ⁻¹)
				(pour $\lambda = 1.06$)
Al	2793	237	0.07	0.103
Cu	2816	401	0.09	0.12
W	5953	174	0.32	0.068
Fe	3145	80	0.37	0.024

Table 20 : Limites de vaporisation de certains métaux, lasers en impulsion (W/m²) selon la formule (6)

La durée de la pulsation	q_v (Al)	q_v (Cu)	q_v (W)	q_v (Fe)
$\tau_1 = 10^{-3}s$	$2.4 \cdot 10^{10}$	$2.9 \cdot 10^{10}$	$1.0 \cdot 10^{10}$	$3.6 \cdot 10^9$
$\tau_1 = 10^{-7}s$	$2.4 \cdot 10^{12}$	$2.9 \cdot 10^{12}$	$1.0 \cdot 10^{12}$	$3.6 \cdot 10^{11}$

Table 21 : Limites de vaporisation (W/m²) de certains métaux, lasers continus (source immobile) selon la formule (7) avec le rayon de la tache focale $r_0 = 15 \mu m$

Tache focale $r_0 = 15 \mu m$	Al	Cu	W	Fe
q_v	$6.1 \cdot 10^{11}$	$7.3 \cdot 10^{11}$	$1.5 \cdot 10^{11}$	$4.9 \cdot 10^{11}$

ANNEXE II

LES PLANS D'EXPERIENCES

On se sert du plan d'expérience pour organiser des expérimentations réalisées au cours d'une recherche scientifique ou des études industrielles. Ils interviennent dans nombreux domaines industriels à chaque fois que les essais présentent une certaine complexité, sous peine d'échec, de surcoût économique, de coûts humains et à partir du moment où l'on recherche le lien qui existe entre une grandeur d'intérêt, y , et des variables, x_i :

$$y = f(x_i) \quad (14)$$

L'avantage de la démarche originale des plans d'expériences réside dans l'obtention du maximum de renseignements avec la minimisation du nombre nécessaire d'expériences. Pour cela, il faut suivre des règles mathématiques et adopter une approche rigoureuse.

La réalisation des expériences afin d'étudier un phénomène remonte à la nuit du temps, mais les expérimentations basées sur l'utilisation du plan d'expérience a vu le jour grâce aux travaux du mathématicien anglais Sir Ronald Fisher (1890-1962). Néanmoins se sont certainement les travaux de l'ingénieur japonais Genichi Taguchi qui ont permis une vaste utilisation des plans d'expérience, surtout en industrie.

La méthode des plans d'expérience (DOE design of experiments) est divisée en trois phases principales qui englobent toutes les approches expérimentales. Les trois phases sont : la phase de planification, la phase d'exécution et la phase d'analyse. La phase de planification est, de loin, la phase plus importante de l'expérience qui sert fournir les informations attendues.

Dans la phase de planification, les facteurs et les niveaux sont choisis, et par conséquent, elle s'avère l'étape la plus importante de l'expérimentation. En outre, la

sélection correcte des facteurs et des niveaux est de nature non statistique et dépend plus de la connaissance des produits et des processus.

La phase d'exécution est la deuxième plus importante phase lorsque les résultats sont effectivement collectés. Si les expériences sont bien planifiées et exécutées, l'analyse est en réalité beaucoup plus facile et plus susceptibles de donner des informations positives sur les facteurs et les niveaux.

La phase d'analyse est celle dont l'information positive ou négative concernant les facteurs et les niveaux sélectionnés est générée en fonction des deux phases précédentes. Elle est considérée la phase la moins importante en termes d'aboutissement avec succès de l'expérience à des résultats positifs. Cette phase est cependant de nature largement la plus statistique des trois phases de la méthode des plans d'expérience. En raison de la grande implication des statistiques, la phase d'analyse est généralement la moins concevable par l'expert de produit ou du procédé.

Les principales étapes pour venir à bout d'une expérience planifiée efficace sont énumérées dans le texte suivant. L'étape de planification comprend les étapes 1 à 9, la phase d'exécution correspond à l'étape 10 et l'étape d'analyse comprend les étapes 11 et 12.

- ✓ Indiquer le problème(s).
- ✓ Indiquer l'objectif(s) de l'expérimentation.
- ✓ Sélectionner la caractéristique(s) de qualité et le système(s) de mesure.
- ✓ Sélectionner les facteurs qui peuvent influencer la caractéristique de qualité sélectionnée.
- ✓ Identifier les facteurs de contrôle et de bruit (spécifique-Taguchi).
- ✓ Sélectionner les niveaux pour les facteurs.
- ✓ Sélectionner la matrice orthogonale appropriée (OA) ou OAs.

- ✓ Sélectionner les interactions qui peuvent influencer la caractéristique de qualité sélectionnée ou retourner à l'étape 4 (étapes itératives).
- ✓ Attribuer les facteurs à OA(s) et trouver les interactions.
- ✓ Effectuer les tests décrits par des essais dans OA(s).
- ✓ Analyser et interpréter les résultats des essais.
- ✓ Effectuer l'expérience de confirmation.

Ces étapes sont fondamentalement les mêmes, peu importe que l'on conçoit une expérience basée sur le plan d'expérience Taguchi ou sur un design classique. Les différences significatives entre les deux approches sont à l'étape 7 à 9. Toutes les expériences planifiées exigent qu'un certain nombre de combinaisons de facteurs et de niveaux doivent être testé pour observer les résultats de ces conditions d'essai. L'approche Taguchi s'appuie sur l'affectation des facteurs de matrices orthogonales spécifiques pour déterminer les combinaisons de tests. Taguchi n'est pas le premier à utiliser une matrice orthogonale ou une approche équivalente à l'expérimentation. Le carré latin, le carré gréco-latin, ou les expériences d'algorithme de Yates sont fondés sur la même approche. (Plackett et Burman, 1946) ont utilisé les matrices de (Hadamard, 2007) pour réaliser des expériences similaires au cours de la deuxième guerre mondiale.

Ce procédé décrit une boucle à travers le procédé de la méthode des plans d'expérience. Deux ou plusieurs séances à travers le procédé sont souvent utilisées, les premières séances d'expérimentation fournissent un accroissement des connaissances et une base pour les séances d'expérimentation futures.

Ce procédé décrit une boucle à travers le procédé de la méthode des plans d'expérience. Deux ou plusieurs séances à travers le procédé sont souvent utilisées, les premières séances d'expérimentation fournissent un accroissement des connaissances et une base pour les séances d'expérimentation futures.

METHODE DE TAGUCHI

Méthode des plans d'expériences développée par Genichi Taguchi dans les années 1950, afin d'optimiser des systèmes réels. Elle a pour but d'organiser le déroulement des expériences et de réussir à obtenir une amélioration considérable aux plans factoriels complets et fractionnaires détaillés. Elle se distingue par une réduction importante du nombre d'essais tout en demandant la connaissance préalable du système et des paramètres les plus significatifs ainsi que les interactions négligeables. Si aucune interaction n'est négligeable, alors le plan complet s'impose.

Considérons par exemple un plan avec 4 facteurs (A, B, C, D) et deux niveaux par facteur (-1 et +1). Il s'agit d'un plan complet $2^4 = 16$ expériences. Mais si l'on sait que seules trois interactions du premier ordre sont significatives (AB, AC et BC par exemple), alors un plan réduit peut être construit suivant la méthode de Taguchi.

Le modèle mathématique symbolique s'écrit:

$$y = y_0 + A + B + C + D + AB + AC + BC \quad (15)$$

Table 22 : Nombre de degré de liberté du modèle - d.d.l

	Moyenne	A	B	C	D	AB	AC	BC
Nombre de niveaux	1	2	2	2	2	*	*	*
d.d.l	1	1	1	1	1	1	1	1

Il y a au total 8 degrés de liberté pour ce modèle, ce qui impose un nombre minimum de 8 essais.

CONDITION D'ORTHOGONALITE

Un plan d'expériences est orthogonal vis à vis d'un modèle si toutes les actions disjointes du modèle sont orthogonales 2 à 2. La vérification de l'orthogonalité se fait grâce au tableau des incidences ci-dessous :

Table 23 : Les conditions d'orthogonalité

A	2	*						
B	2	2 × 2	*					
C	2	2 × 2	2 × 2	*				
D	2	2 × 2	2 × 2	2 × 2	*			
AB	4	*	*	4 × 2	4 × 2	*		
AC	4	*	4 × 2	*	4 × 2	*	*	
BC	4	4 × 2	*	*	4 × 2	*	*	*
Nombre de niveaux		2	2	2	2	4	4	4
		A	B	C	D	AB	AC	BC

Le plus petit commun multiple des valeurs présentes dans le tableau d'incidence est égal à 8. Par conséquent, nombre d'expériences à réaliser est 8 et les multiples de 8.

TABLE DE TAGUCHI CORRESPONDANT

Pour un plan à huit expériences avec 4 facteurs à étudier, la table de Taguchi adaptée est une table L8 qui comporte 8 lignes, c'est-à-dire 8 expériences à réalisées. La table de

Taguchi L8 est présentée ci-dessous avec pour chaque essai, le réglage des paramètres correspondant.

Table 24 : Table de Taguchi adaptée

N° essai	A	B	C	D
1	-1	-1	-1	-1
2	-1	-1	1	1
3	-1	1	-1	1
4	-1	1	1	-1
5	1	-1	-1	1
6	1	-1	1	-1
7	1	1	-1	-1
8	1	1	1	1

Après l'expérimentation avec la table de Taguchi choisie, le calcul des effets et des Interactions s'effectue de la même façon que présentée pour le plan complet.

ANALYSE DE VARIANCE OU ANOVA

L'analyse de variance ou l'analyse factorielle est un test statistique permettant à trouver l'interaction entre les données expérimentales en étudiant les différences significatives dans les moyennes. Contrairement au test t, elle permet de comparer les valeurs moyennes de trois groupes ou plus. Si nous avons seulement deux échantillons nous pouvons utiliser le test appelé t pour comparer les moyennes des échantillons. L'ANOVA nous donnera les mêmes résultats qu'un test t pour des échantillons indépendants (pour comparer deux groupes différents d'observations), ou qu'un test t pour des échantillons appariés (pour comparer deux variables relatives au même ensemble d'observations). Conçu par R. Fisher pour analyser les résultats des études expérimentales. Dans la littérature, elle est populairement connu sous le nom ANOVA (abréviation du terme anglais: analysis of variance).

En fonction du rapport des échantillons correspondant à différents niveaux de variabilité, il existe deux types de variables indépendantes appelées aussi variables exogènes ou variables explicatives (facteurs). Les niveaux de variabilité inter-groupe correspondent à des échantillons indépendants. Les niveaux de variabilité intra-groupe correspondent à des échantillons appariés, souvent des mesures répétées de la variable dépendante (appelées aussi variables endogènes ou variables à expliquer) sur le même échantillon.

Selon le type du plan d'expérience, on distingue quatre principales variantes d'ANOVA: à un facteur, multifactorielle, ANOVA avec mesures répétées et ANOVA multivariée (ou multidimensionnelle) encore appelée MANOVA (acronyme pour Multivariate Analysis of Variance).

ANOVA à un facteur (One-Way ANOVA) est utilisée lorsque l'analyse porte sur un modèle décrit par un facteur de variabilité. Il vérifie une hypothèse sur l'influence des facteurs sur la variable dépendante.

Multifactorielle (à deux, trois,... facteurs) ANOVA (2-Way, 3-Way... ANOVA) est utilisé pour étudier l'influence de deux ou plusieurs variables indépendantes (facteurs) sur la variable dépendante. L'ANOVA multifactorielle permet de vérifier les hypothèses non seulement de l'influence de chaque facteur séparément, mais aussi de l'interaction des facteurs. Par exemple, pour une analyse de variance à deux facteurs, on vérifié trois hypothèses: a) de l'influence d'un seul facteur; b) de l'influence de l'autre facteur; c) de l'interaction entre les facteurs (en fonction du degré d'influence d'un facteur sur le niveau de l'autres facteur).

ANOVA avec mesures répétées est utilisée lorsque nous mesurons plusieurs fois une même grandeur pour en percevoir l'évolution au cours du temps ou dans diverses situations, pour chaque sujet. Un même sujet est mesuré sous chacun des niveaux d'un traitement expérimental. Un des principaux buts de ce plan est de permettre un meilleur contrôle des différences individuelles entre les sujets.

ANOVA multivariée est un test statistique qui vise à déterminer si des facteurs qualitatifs ont des effets significatifs sur plusieurs variables dépendantes quantitatives prises collectivement.

ANNEXE III

LA REGRESSION

La méthode de régression est un outil qu'on utilise afin de modéliser la relation entre une variable de réponse à prédire (ou "dépendante", notation consacrée y) et une (régression simple) ou plusieurs variables (régression multiple) dites variables prédictrices (ou "indépendantes").

LA REGRESSION LINEAIRE SIMPLE

Le but de la régression linéaire simple est de déterminer le modèle mathématique qui permet d'expliquer au mieux la variabilité d'une variable quantitative observée dépendante y en fonction d'une seule variable quantitative contrôlée x .

Dans le modèle de régression linéaire simple, les autres variables explicatives pertinentes sont négligées, soit intentionnellement pour une simplification de l'analyse, soit que ces variables n'étaient pas mesurables avec une précision acceptable, soit que le coût encouru pour l'acquisition de cette information additionnelle était prohibitif ou encore simplement à cause d'un manque de planification expérimentale.

Modèle :

$$y = f(x) + E \quad (17)$$

y - variable à expliquer ou réponse, supposée aléatoire.

x - variable explicative ou régresseur ou covariable, supposée fixe, où E est un terme résiduel aléatoire ou erreur.

LA RÉGRESSION LINEAIRE MULTIPLE

La régression linéaire est dite multiple lorsque le modèle mathématique est composé d'au moins deux variables indépendantes quantitatives contrôlées, contrairement au modèle de régression linéaire simple qui ne contient qu'une seule variable indépendante.

La régression multiple est un outil de la statistique qui a pour but de bien expliquer la variabilité d'une variable aléatoire y en fonction de plusieurs variables $x_1, x_2, x_3 \dots$ etc.

Modèle:

L'équation de la régression linéaire multiple est en fait la généralisation du modèle de régression simple.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + E \quad (18)$$

y - variable dépendante ou expliquée à caractère aléatoire.

x_1, x_2, \dots, x_p - variables indépendantes ou explicatives mesurées sans erreur ou fixées à des niveaux arbitraires (non aléatoire).

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ - sont les paramètres du modèle (nous les estimons à l'aide d'un échantillon et la méthode d'estimation sera de nouveau la méthode des moindres carrés);

β_0 - est l'ordonnée à l'origine, c.à.d. la valeur de y lorsque toutes les variables x_i sont nulles.

E - erreur commise par le modèle pour chaque valeur de y .

Le modèle de régression linéaire est souvent estimé par la méthode des moindres carrés. On peut aussi par exemple l'estimer par inférence bayésienne ou encore par maximum de vraisemblance.

Un cas particulier à signaler est le modèle polynomial qui est un modèle de régression simple car il ne concerne que deux variables (x et y) mais qui sera néanmoins détaillé ici car son mode de calcul est similaire à celui de la régression multiple.

Le modèle polynomial ne concerne qu'une seule variable x , mais qui sera élevé à plusieurs puissances croissantes. Cette équation permet de tracer une courbe qui aura autant de points d'inflexion qu'il y a de degrés au polynôme :

$$y = \beta_0 + \beta_1x + \beta_2x^2 + \beta_{p3}x^3 + \dots \quad (19)$$

LA REGRESSION NON LINEAIRE

La régression non linéaire est une méthode statistique permettant de trouver un modèle non linéaire d'interaction entre une variable dépendante quantitative observée et un ensemble de variables indépendantes quantitatives contrôlées. Contrairement à la régression linéaire traditionnelle, qui est limitée à l'évaluation des modèles linéaires, la régression non linéaire peut estimer des modèles avec des relations arbitraires entre les variables indépendantes et dépendantes. Ce résultat est obtenu au moyen des algorithmes d'estimation itératifs.

La forme générale d'un modèle de régression non linéaire est :

$$y = f(x, \beta) + E \quad (20)$$

Où x est un vecteur de variables explicatives, β est un vecteur de dimension p de paramètres inconnus et E est un terme d'erreur.

Comme en régression linéaire, les paramètres d'un modèle de régression non linéaire sont estimés par l'**algorithme de moindres carrés des résidus**.

Un problème de moindres carrés est un problème d'optimisation de la forme (Rondepierre, 2013):

$$\max_{x \in \mathbb{R}^n} r(x) = \frac{1}{2} \|F(x)\|_2^2 \quad (21)$$

Où F désigne une application de \mathbb{R}^n dans \mathbb{R}^m , en supposant $m \geq n$. Remarquons que si le système $F(x) = 0$ a des solutions, alors ce sont également les solutions du problème.

Il existe d'autres algorithmes qui permettent d'estimer les paramètres, tels que:

L'algorithme de Gauss-Newton: est basé sur un développement en série de Taylor au voisinage des valeurs initiales des paramètres. L'algorithme de Gauss-Newton est une méthode utilisée pour résoudre les problèmes de moindres carrés non linéaires (Björck, 1996). C'est une modification de la méthode de Newton afin de trouver le minimum d'une fonction à plusieurs variables).

La méthode de Gauss-Newton consiste à transformer un système d'équations non linéaires en un système d'équations linéaires. En général, cette méthode nous fait utiliser la matrice Jacobienne J des dérivées d'ordre premier d'une fonction F pour trouver le vecteur de valeurs de paramètre x minimisant la somme des écarts au carré des valeurs prévues à partir des valeurs observées.

L'algorithme de Levenberg-Marquardt (LM): permet d'obtenir une solution numérique au problème de minimisation d'une fonction. L'algorithme de Levenberg-Marquardt (LM) est une amélioration de la méthode classique de Gauss-Newton dans la résolution des problèmes de régression non-linéaire des moindres carrés.

Modèle :

Considérons l'ajustement de modèle non-linéaire $y = f(\theta, x)$ avec les données x_i et y_i , $i = 1, \dots, m$ où x_i est de dimension k et θ est de dimension n . La méthode LM recherche θ_j la solution de θ (localement) minimisé (Moré, 1977):

$$g(\theta) = \sum_{i=1}^m (y_i - f(\theta, x_i))^2 \quad (22)$$

L'algorithme LM trouve la solution en appliquant la routine de manière itérative:

$$\theta_{j+1} = \theta_j + (J'J + \lambda D)^{-1} J'(y - f(\theta, x_i)) \quad (23)$$

Où

y est le vecteur $m \times 1$ contenant y_1, \dots, y_m .

x est la matrice $m \times k$ contenant x_1, \dots, x_m .

J est la matrice Jacobéenne pour $f(\theta, x)$ en respectant θ .

D est une matrice diagonale $n \times n$ pour ajuster les facteurs d'échelle.

REGRESSION NON-LINEAIRE MULTIPLE

Dans la régression multiple le modèle est considéré comme non-linéaire à partir du moment où la distribution des points dans au moins une des dimensions ne suis pas un modèle linéaire (Maamri, 2014).

ANNEXE IV

LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

Les réseaux de neurones représentent un ensemble d'entités ou neurones fortement connectés fonctionnant en parallèle. Ces neurones sont des fonctions calculées à l'aide d'un programme informatique.

Le cerveau humain (neurones biologiques et neurones du système nerveux) est la source d'inspiration naturelle des RNA. Ces derniers sont caractérisés par leurs fonctions d'activation, leur vecteur poids et leur topologie.

Généralement les RNA possèdent trois couches (Figure 1) :

- ✓ Une couche d'entrée, à laquelle on attribue une excitation en fonction des données que le réseau doit traiter.
- ✓ Une couche cachée, qui effectue le traitement des signaux.
- ✓ Une couche de sortie dont l'état d'excitation fournit une réponse au problème posé en entrée.

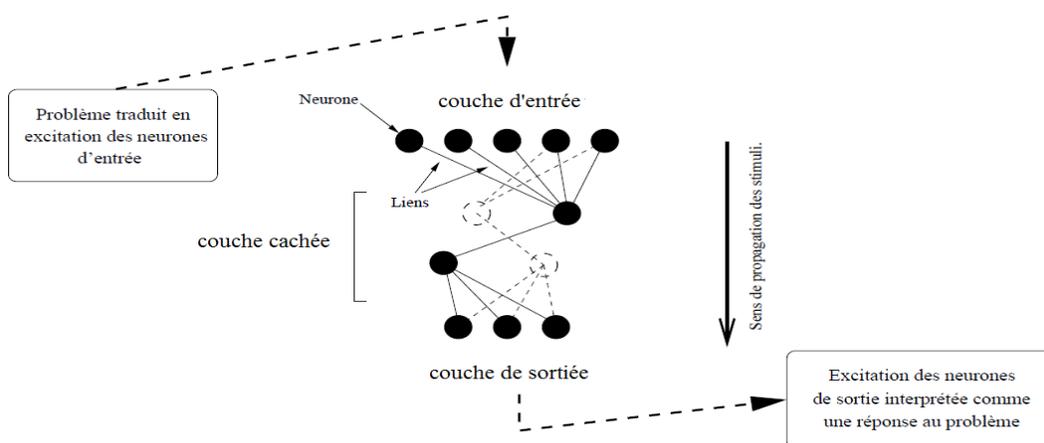


Figure 51: Réseau de neurones typique

L'état d'excitation qui caractérise les neurones dépend essentiellement de celui des neurones situés en amont et de la force de liens qui les relie.

LE PERCEPTRON MULTICOUCHE (PMC)

Il s'agit d'une classe importante de réseaux neuronaux, à savoir le réseau à correction aval. Le Perceptron a été inventé en 1957 par Frank Rosenblatt au Cornell Aeronautical Laboratory, inspiré par la théorie cognitive de Friedrich Hayek et celle de Donald Hebb [1]. Généralement, le réseau est constitué d'un ensemble de paramètres d'entrée qui constituent la couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées de nœuds de calcul et une couche de sortie de nœuds de calcul. Le signal d'entrée se propage couche par couche à travers le réseau dans une direction vers l'avant. Les PMC ont été appliquées pour résoudre certains problèmes difficiles et variés avec un algorithme très populaire connu sous le nom d'algorithme de rétro-propagation de l'erreur. Chaque neurone de la couche cachée et de la couche de sortie se compose de fonction d'activation, qui est généralement une fonction non-linéaire comme la fonction logistique, qui est donnée par:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (24)$$

Où $f(x)$ est différentiable et

$$x = \sum_{i=1} W_{ij} \xi_i + \theta_j \quad (25)$$

Où W_{ij} est le vecteur poids qui lie le neurone i de la couche d'entrée au neurone j de la couche cachée, ξ_i est le vecteur d'entrée et θ_j est le seuil du neurone j de la couche cachée. De même, W_{ij} est le vecteur poids qui lie neurone j de la couche cachée au neurone k de la couche de sortie. i - représente la couche d'entrée, j - représente la couche cachée et k représente la couche de sortie. Les poids qui sont nécessaires pour la prédiction du processus sont inconnus. Les poids du réseau à former sont initialisés à des petites valeurs aléatoires. Le choix de la valeur sélectionnée affecte évidemment la vitesse de convergence. Les poids sont mis à jour grâce à un processus de lecture itératif appelé algorithme de

rétropropagation (RP) de l'erreur. L'algorithme de rétropropagation de l'erreur se compose de deux passages à travers les différentes couches du réseau; un passage vers l'avant, dans lequel les modèles d'entrée sont présentés à la couche d'entrée du réseau et son effet se propage couche par couche sur le réseau. Enfin, un ensemble de sorties est produit en tant que réponse réelle du réseau. Au cours du passage avant, les poids synaptiques des réseaux sont tous fixés. La valeur d'erreur est alors calculée, qui est l'erreur quadratique moyenne (EQM) donnée par:

$$E_{tot} = \frac{1}{n} \sum_{n=1}^n E_n \quad (26)$$

Où,

$$E_n = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (\zeta_k^n - O_k^n)^2 \quad (27)$$

Où, m est le nombre des neurones dans la couche de sortie, ζ_k^n est le composant k du vecteur de sortie désiré ou ciblé et O_k^n est le composant k du vecteur de sortie.

Les poids dans les liaisons qui lient la couche de sortie et celle cachée sont modifiée comme suit: $\Delta W_{jk} = \eta(-\partial E / \partial W_{jk}) = \eta \delta_i y_i$, où η est le taux de lecture. Considérant le terme de quantité de mouvement (α) $\Delta W_{jk} = \alpha \eta \delta_i y_i$ et $W_{jk}^{nouv} = W_{jk}^{anc} + \Delta W_{jk}$. De même, les poids dans les liens reliant la couche cachée et celle d'entrée W_{jk} sont modifiés comme suit:

$$\Delta W_{jk} = \alpha \eta \delta_i y_i \quad (28)$$

Où,

$$\delta_j = y_j(1 - y_j) \sum_{k=1}^m \delta_k W_{jk} \quad (29)$$

$$W_{ik}^{nouv} = W_{ik}^{anc} + \Delta W_{ik} \quad (30)$$

$$\delta_k = (\xi_k - O_k)O_k(1 - O_k), \text{ pour les neurones de sortie et} \quad (31)$$

$$\delta_j = y_j(1 - y_j) \sum_{k=1}^m \delta_k W_{jk}, \text{ pour les neurones cachés.} \quad (32)$$

Le processus de formation est réalisé jusqu'à ce que l'erreur totale atteigne un niveau acceptable (seuil). Si $E_{tot} < E_{min}$ le processus de formation est arrêté et les poids finaux sont stockés, qui seront utilisés dans la phase d'essai pour déterminer la performance du réseau développé. Le mode de formation adoptée était "un mode de traitement par lots", où la mise à jour (réactualisation) du poids a été réalisée après la présentation de tous les exemples de formation qui constitue une époque.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- KREMNEV, L. S., E. V. KHOLODNOV ET O. V. VLADIMIROVA. 1988. « Selection of steels to be laser-hardened ». *Metal Science and Heat Treatment*, volume 29, numéro 9, pp. 695-698.
- NIEWIELSKI, G., K. DUCKI, D. KUC, H. WOZNICA ET W. ZALECKI. 2006. « Examination of AMS 6414 steel susceptibility to heat treatment in induction heating conditions ». 61 p.
- GRECU L., DEMIAN G., DEMIAN, M. 2013. « Obtaining the Optimal Parameters In A Laser Hardening Process Through Taguchi Method ». *Journal of Optoelectronics and Advanced Materials*, Vol. 15, numéro. 7-8, pp. 689 – 695.
- L. ORAZI, G. CUCCOLINI, A. FORTUNATO, G.TANI. 2010. « An automated procedure for the prediction of the materialremoval rate in laser milling| ». *Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol. 46, numéro. 1-4.
- ELIJAH KANNATEY-ASIBU, Jr. 2009. Principles of Laser Materials Processing. ISBN: 978-0-470-45919-5. Wiley.
- BRADLEY, J. R. 1988. « A simplified correlation between laser processing parameters and hardened depth in steels ». *Journal of Physics D: Applied Physics*, volume 21, numéro 5, pp. 834.
- MIOKOVIĆ, T., et al. 2007. Influence of cyclic temperature changes on the microstructure of AISI 4140 after laser surface hardening ». *Acta Materialia*, volume 55, numéro 2, pp. 589-599.
- J. RANA, G. L. GOSWAMI, S. K. JHA, P. K. MISHRA, AND B. V. S. S. S. PRASAD. 2007. « Experimental studies on the microstructure and hardness of laser-treated steel specimens ». *Optics and Laser Technology*, vol. 39, numéro. 2, pp. 385–393.
- H.G. WOO, H.S. CHO. 1998. « Estimation Of Hardened Layer Dimensions In Laser Surface Hardening Processes With Variations Of Coating Thickness ». *Surface And Coatings Technology*, Vol.102, Issue 3, pp. 205–217.

- BERGSTRÖM, D., J. POWELL ET A. F. H. KAPLAN. 2007. « A ray-tracing analysis of the absorption of light by smooth and rough metal surfaces ». *Journal of Applied Physics*, volume 101, numéro 11, pp. 11.
- PLACKETT R. L. AND BURMAN J. P. 1946.«The design of optimum multifactorial experiments». *Biometrika*, numéro 33.
- SHERCLIFF H.R. ET ASHBY M. F. 1991. « The Prediction Of The Case Depth In Laser Transformation Hardening ». *Metallurgical Transaction*, Vol. 22A, Oct. 1991-2459.
- K.J. HORADAM, HADAMARD. 2007. « Matrices and Their Applications». *Princeton University Press*, Princeton, New Jersey.
- AUDE RONDEPIERRE & PIERRE WEISS. 2012-2013. « Méthodes standard en optimisation non linéaire déterministe ». *Cours, Département génie mathématique et modélisation*, INSA de Toulouse.
- BJÖRCK, A. 1996. « Numerical methods for least squares problems ». SIAM, Philadelphia. ISBN 0-89871-360-9.
- J.J.MORÉ. 1977. « The Levenberg-Marquardt algorithm: implentation and theory in Numerical Analysis ». *G.A. Watson, editor, Lecture Notes in Mathematics*, 630 Springer-Verlag (Berlin), pp. 105-116, 1977.
- F. LAMBIASE, A.M. DI ILIO, A. PAOLETTI. 2013. « Prediction of Laser Hardening By Means Of Neural Network ». *8th CIRP Conference On Intelligent Computation In Manufacturing Engineering*. Procedia CIRP 12. 181 – 186
- MAAMRI, A. EL OUAFI AND N. BARKA. 2014. « Prediction of 4340 Steel Hardness Profile Heattreated by Laser Using Artificial Neural Networks and Multi Regression approaches ». *International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT)* Volume 4, Issue 6, pp. 105-116, 2014.

