

PROCESO DE SOLDADURA BAJO FUNDENTE. ALGUNOS ASPECTOS SOBRE LA MODELACION y OPTIMIZACION.

Ing Daniel Rivas Ramos¹, Diamela Reyes Cabrera², Dr. C Marcelino Rivas²

1. UEB Inversiones. Empresa Eléctrica Matanzas, San Carlos s/n entre Recurso y Refugio, Pueblo Nuevo, Matanzas, Cuba.

2. Universidad de Matanzas, Vía Blanca Km.3, Matanzas, Cuba.

Resumen

Se realiza un resumen bibliográfico de temas de modelación y optimización para la soldadura bajo fundente (SAW). Se exponen los métodos de optimización multiobjetivo, así como las características generales de los algoritmos evolutivos, destacándose entre ellos los algoritmos genéticos, en específico el algoritmo NSGA II.

Palabras claves: Soldadura, modelación, optimización.

Método de soldadura bajo fundente (SAW).

Uno de los más avanzados métodos en la tecnología de soldadura es la soldadura automática y semiautomática por arco sumergido, desarrollada y patentada por la Unión Soviética en 1930. En la soldadura por arco sumergido el electrodo se alimenta hacia la pieza de forma continua y con velocidad controlada, en función del tipo de material a soldar, espesor de la pieza e intensidad de corriente, para mantener constante la longitud del arco. En todo momento se está aportando fundente en la cantidad y a la velocidad necesarias para la soldadura, de forma que el calor producido por el arco funda progresivamente parte de este fundente. Como resultado, se forma un manto de fúndete que flota sobre el baño de soldadura, proporcionando así mayor protección al cordón (GUNARAJ y MURUGUN 1999)

Modelación de las variables que intervienen en el proceso de soldadura.

En la soldadura, al igual que en cualquier proceso de elaboración mecánica, intervienen un grupo considerable de variables. Uno de los objetivos básicos de todo estudio del proceso de soldadura, consiste en establecer las relaciones adecuadas entre estas variables, o sea, determinar el modelo que las describa.

Dentro de las variables, hay varias cuya correcta modelación es imprescindible para la optimización de regímenes del régimen de soldadura, entre ellas se destacan la geometría del cordón, compuesta por el ancho del cordón, la penetración y el refuerzo, la dilución, propiedades mecánicas de la unión soldada, cambios estructurales en el material y el coeficiente de deposición, Estas variables deben ser modeladas en función de los parámetros del régimen de soldadura, o sea, de el voltaje, la intensidad de la corriente y la velocidad de la soldadura.

La importancia de la modelación de estas variables está dada por el papel que juegan en el proceso de soldadura, destacándose la geometría del cordón, la dilución y el coeficiente de depósito (TARNG; YANG y JUANG 2000).

En el caso de la soldadura bajo fundente los modelos teóricos que permitan explicar el proceso poseen alto nivel de complejidad y en la mayoría de los casos no se tienen los datos necesarios para resolver el problema, por tal motivo es necesario utilizar las técnicas de modelación estadísticas. Para este fin son utilizados diferentes paquetes de software entre los cuales se encuentra STATGRAPHICS y las herramientas de regresión múltiple basada en el método de los mínimos cuadrados.

Optimización del proceso

Principios básicos de la optimización.

La optimización de los procesos productivos, en general, se puede llevar a cabo en tres niveles básicos (SHAW 1984):

1. Establecimiento de mejoras relativas a los actuales métodos de producción.
2. Selección de nuevos métodos de producción con el equipamiento existente.
3. Desarrollo de equipamiento nuevo.

Evidentemente, los niveles 2 y 3 requieren de un esfuerzo y una inversión normalmente grande, por lo que el trabajo del tecnólogo comúnmente se limita al nivel 1, o sea, a la determinación de los parámetros óptimos dentro de un proceso establecido.

En la soldadura, los parámetros principales que controlan el proceso, son las variables del régimen de soldadura: voltaje, intensidad de la corriente y velocidad de la soldadura. Por tanto, la optimización del mismo se basa en la selección de un régimen de corte que maximice o minimice (según corresponda) uno o varios criterios determinados.

Dada la que la complejidad de los procesos de manufactura, las tareas de optimización se hacen bien difíciles (KUMAR y KUMAR 2000). Además, existen otras causas que afectan el éxito de la optimización (SÖNMEZ *et al.* 1999), entre las que se encuentran: la necesidad de contar con modelos para las variables del proceso que permitan establecer relaciones y restricciones cercanas a la realidad; la dificultad en la selección de un criterio efectivo de optimización; y las limitaciones de las técnicas de optimización matemáticas y numéricas, por lo que en los últimos años se ha trabajado en el desarrollo de los métodos de optimización (WANG *et al.* 2002).

Restricciones.

Un aspecto muy importante dentro de toda optimización es establecer las restricciones adecuadas, las cuales dependen de las características del proceso. En la soldadura bajo fundente las restricciones utilizadas generalmente están dadas por los parámetros de calidad que tiene que cumplir el proceso. En este caso se ha considerado la geometría del cordón.

Criterios de optimización.

La selección del criterio de optimización (o sea, de la función objetivo a optimizar), es, quizás, el punto más importante en cualquier estudio sobre el tema. Tradicionalmente, el criterio utilizado, se ha basado en el costo de la producción. En este sentido se enfocan los primeros trabajos realizados en la optimización de procesos de corte de metales (TAYLOR 1907), otras investigaciones realizadas son: (CUS y BALIC 2003; LIANG; MGWATU y ZUO 2001; SARAVANAN; ASOKAN y VIJAYAKUMAR 2003; WANG *et al.* 2002).

Otro criterio de optimización que comúnmente se utiliza, es el tiempo de elaboración (AHMAD y ANWARUL 2001; CHUA *et al.* 1991; QUIZA, R y RIVAS 2003).

En el caso específico de la soldadura automática bajo fundente los trabajos realizados por (DATTA 2009), utilizan el método de Grey-Taguchi, donde se realiza un diseño de experimento ortogonal L_{25} y se optimizan los parámetros de penetración, refuerzo, ancho del cordón y dilución. (TARNG; YANG y JUANG 2000), utiliza un diseño de experimento L_8 y el método híbrido de Taguchi-lógica borrosa, como parámetros a optimizar escoge el coeficiente de depósito y la dilución.

Una solución a la sobrevaloración de uno de los criterios de optimización es emplear múltiples objetivos. Esta es una tendencia que gana terreno en la actualidad (CUS y BALIC 2003; QUIZA, R . y RIVAS 2004; ZUPERL y CUS 2003). No obstante, el enfoque de optimización que ha predominado ha sido a priori, que se basa en la integración de los diversos objetivos en una única función, generalmente mediante una adecuada ponderación ofrecida por expertos. En este sentido están orientados los trabajos de (CUS y BALIC 2003) y de (ZUPERL y CUS 2003), que utilizan una denominada “función implícita del

fabricante”, que integra tres objetivos independientes: tiempo de elaboración, costo de producción y calidad. (CROITORU; SEVERINCU y BELOUS 2001) han desarrollado un método de optimización multiobjetivo, pero éste no se adapta a variables discontinuas y,

además, el método de solución es gráfico, lo que hace muy lento y engorroso el proceso de cálculo. (QUIZA, R . y RIVAS 2004), proponen la optimización multiobjetivo, considerando dos criterios de optimización a posteriori el cual ofrece una mayor flexibilidad y ajuste en tiempo a condiciones concretas de la industria. Aspecto de gran importancia para la industria cubana.

Métodos de optimización.

Para la optimización de regímenes de procesos de manufactura, se han empleado diversos métodos. El primero, muy difundido por su relativa sencillez y su claro significado matemático, es el analítico, que se basa en el uso de las derivadas de la función objetivo. Utilizado por primera vez por (TAYLOR 1907) para determinar la velocidad de corte óptima en operaciones de corte de metales por arranque de virutas, este método es ampliamente descrito en libros y manuales (SANDVIK 1994; SHAW 1984) y aún se mantiene en uso (KAYACAN *et al.* 1996; WANG *et al.* 2002).

La principal limitación del método analítico es su dificultad al aplicarlo en procesos donde la función objetivo no siempre es derivable y frecuentemente incluye variables discretas o discontinuas. Aunque se han hecho intentos para solucionar esta dificultad (SHAW 1984), los resultados pueden conducir a expresiones muy complejas y de validez muy discutible.

La programación dinámica y la programación geométrica también han sido aplicadas a la optimización de procesos de manufactura (CAKIR y GURARDA 1998; CHUA *et al.* 1991; DERELI 1999; LEE y TARNG 2000). Estas técnicas ofrecen buenos resultados en sistemas no lineales, pero cuando el número de parámetros involucrados se hace grande, el esfuerzo computacional que requieren los hace impracticables.

También el método robusto de Taguchi (NIAN; YANG y TARNG 1999) y el algoritmo de hormiguero (VIJAYAKUMAR *et al.* 2003) han sido empleado con éxito, destacándose el método de Taguchi por su rapidez, facilidad de cómputo y bajos costos, presentando una herramienta fuerte para las condiciones industriales, sin embargo no posibilitan la obtención de una frontera de Pareto que muestre todas las soluciones óptimas, lo que posibilita la toma a decisión a posteriori.

En los últimos años, se ha incrementado el uso de algoritmos evolutivos en los problemas optimización (KURPATI; AZARM y WU 2002). Dentro de estas técnicas, los algoritmos genéticos (AG's) son la estrella indiscutible (HERREROS 2000). Varios autores han reportado el empleo de AG's para la selección de regímenes de corte óptimos en el torneado (BHASKARA ; SHUNMUGAM y NARENDRAN 1998); (AHMAD y ANWARUL 2001); (ANTÓNIO y DAVIM 2002); (CUS y BALIC 2003); (QUIZA, R y RIVAS 2003); (AMIOLEMHEN y IBHADODE 2004). (SARAVANAN; ASOKAN y VIJAYAKUMAR 2003) proponen un método basado en AG's para la optimización del torneado.

Formulación general del problema de optimización multiobjetivos.

De forma general, un problema de optimización multiobjetivo puede considerarse aquel en el cual es necesario optimizar $y(x)$, sujeto a $\mu = \{x \in R^n: g(x) \leq 0\}$, donde x es el vector de las X variables de decisión (o variables de optimización); $y(x)$ es el vector de las Y funciones objetivos ($y_1(x)$, ..., $y_y(x)$); μ es un subconjunto no nulo de R^n , llamado espacio de búsqueda. El vector $g(x) = g_1(x), \dots, g_G(x)$, representa las G restricciones del sistema (ABBASS, H.A 2000). Por comodidad, considera que todos los objetivos deben ser minimizados. Evidentemente, cualquier objetivo a maximizar puede, sin pérdida de rigor, convertirse en objetivo a minimizar multiplicando la respectiva ecuación por -1 . Existen tres vías básicas de enfocar un problema de optimización multiobjetivo, en cuanto a la forma de la toma de decisiones (VAN VELDHUIZEN 2000):

- A priori: La toma de decisiones precede a la optimización. Se basa en la combinación de los diversos objetivos en una función de costo escalar, convirtiendo el problema en uno de un solo objetivo. Dentro de este grupo se destacan la escalarización por combinación (lineal o no lineal); la ponderación de los criterios por ordenamiento y las técnicas de min-máx.
- Progresivas: La toma de decisiones se realiza conjuntamente con la optimización, a través del suministro de información parcial sobre la precedencia de los criterios. Esta información se integra dentro del propio algoritmo de solución. Es un enfoque intermedio entre los otros dos.
- A posteriori: La toma de decisiones se realiza luego de que la optimización ha llegado a un conjunto de soluciones igualmente factibles, denominadas conjunto óptimo de Pareto.

Según reporta la bibliografía (SÁNCHEZ 2002; VAN VELDHUIZEN 2000), las técnicas a posteriori ofrecen los mejores resultados y constituyen el foco de atención de las actuales investigaciones sobre optimización multiobjetivo.

Dentro del enfoque a posteriori de la optimización multiobjetivos, hay varios conceptos importantes. Se denomina solución óptima de Pareto, a la solución $x^* \in \mu$, tal que no existe otra $x \in \mu$ tal que $y_i(x) < y_i(x^*)$, para todo $i = 1 \dots Y$, y existe, al menos, un i tal que $y_i(x) < y_i(x^*)$ (KURPATI; AZARM y WU 2002). Las soluciones óptimas de Pareto también se denominan soluciones no inferiores, admisibles, eficientes o no dominadas (SÁNCHEZ 2002). Estas soluciones se consideran óptimas en el sentido de que no hay ninguna otra, dentro del espacio de búsqueda considerado, que mejore uno de los objetivos buscados sin empeorar a la vez los otros (ABBASS, H.A.; SARKER y NEWTON 2001). Al conjunto de todas las soluciones óptimas de Pareto, se le denomina frontera de Pareto.

Los métodos a posteriori se basan en la determinación previa de la frontera de Pareto, para luego, a partir de ella, tomar la decisión correspondiente. Este enfoque tiene la ventaja de que no limita la toma de decisiones a un único valor, sino que permite la consideración de diferentes opciones razonablemente eficientes (LEYLAND 2002). Dentro de las diversas técnicas de optimización multiobjetivo propuestas, los algoritmos evolutivos son los que ofrecen mejores resultados en el enfoque a posteriori (COELLO 2002; LEYLAND 2002; VAN VELDHUIZEN 2000).

Características generales de los algoritmos evolutivos.

Los algoritmos evolutivos (EA's) son estrategias de búsqueda en paralelo que simulan el proceso de selección natural de los organismos vivos (SÁNCHEZ 2002). Los EA's se basan en el mantenimiento de una población de individuos dentro del espacio de búsqueda, operando sobre ellos de forma que nuevos individuos se vayan generando a partir de los existentes. Los nuevos individuos son evaluados a partir de una función de ajuste que corresponde con la función objetivo de la optimización y si resultan mejores que los existentes, los reemplazan. Al repetir este proceso un número de veces, cabe esperar una convergencia de la población hacia el óptimo (ABBASS, H.A 2000).

A diferencia de otros métodos de optimización, los EA's son muy poco exigentes con las funciones que emplean. Consideraciones de convexidad o concavidad, derivabilidad y continuidad no son en absoluto necesarias para las funciones en los EA's (ABBASS, H.A.; SARKER y NEWTON 2001). Los EA's permiten obtener, simultáneamente, un conjunto de puntos del espacio de búsqueda que definan completamente la frontera de Pareto [Herreros, 2002]. En este sentido es muy importante que los EA's dispongan de los mecanismos necesarios para garantizar la diversidad de la población, ya que no sólo es necesario obtener un conjunto de soluciones situadas lo más cerca posible de la frontera de Pareto, sino que estén uniformemente distribuidas por la misma (SÁNCHEZ 2002). El tratamiento de las restricciones es un aspecto clave dentro de los EA's. (COELLO 2002) propone un método para tratar las restricciones como otros tantos objetivos a optimizar. A pesar de que este enfoque reporta buenos resultados, complica innecesariamente la toma de

decisiones. (KURPATI; AZARM y WU 2002), proponen la penalización de la función de adaptación en dependencia de la cantidad de restricciones violadas. (JIMÉNES; GÓMEZ-SKARMETA y SÁNCHEZ 2001), proponen un algoritmo donde los elementos de la población que no cumplen las restricciones son agrupados y tratados independientemente. Dentro de los algoritmos evolutivos cabe señalar los siguientes:

- Programación evolutiva: Utiliza una representación adaptada al problema concreto que va a resolver. No utiliza cruce entre los individuos, pero la mutación que emplea puede ofrecer resultados similares (SÁNCHEZ 2002).
- Estrategias de evolución: Al igual que la programación evolutiva, la representación que utiliza depende del problema considerado. Incluye el cruce entre los progenitores (LEIVA 2001).
- Algoritmos genéticos: Utilizan cadenas de caracteres para representar las variables del problema dado. Esta característica los hace muy robustos, ya que pueden tratar una gran cantidad de problemas sin necesidad de variar sus estructuras (LEYLAND 2002; SÁNCHEZ 2002).

Dada su capacidad para tratar tanto variables discretas como continuas, los algoritmos genéticos son los EA's más convenientes para la optimización de regímenes de soldadura. Por otro lado, los algoritmos genéticos son los EA's más estudiados (GERO y KAZAROV 2001). Existen varios EA's para optimización multiobjetivo, entre los que cabe señalar el PDE, de Abbass y colaboradores (ABBASS, H.A.; SARKER y NEWTON 2001) y el ENORA, de (JIMÉNES; GÓMEZ-SKARMETA y SÁNCHEZ 2001). Este último es especialmente interesante por la forma en que trata las restricciones.

Algoritmos genéticos (AG's).

Como fue señalado anteriormente, el rasgo principal de los AG's, es la representación en forma de cadena de caracteres de las variables del espacio de búsqueda (GERO y KAZAROV 2001). Esta característica está inspirada en la relación entre el genotipo y el fenotipo de los organismos vivos, y es muy adecuada para el tratamiento de variables cualitativas o discontinuas.

Como en todos los algoritmos evolutivos, los AG's parten de una población inicializada aleatoriamente, dentro del espacio de búsqueda. Los operadores principales que se emplean en los AG's son: selección, cruzamiento y mutación (SOODAMANI y LIU 2000).

Algunos AG's propuestos para optimización multiobjetivo son:

- VEGA (*Vector Evaluated Genetic Algorithm*) propuesto por Shaffer en 1985 (KURPATI; AZARM y WU 2002). Es un algoritmo a priori que no permite obtener la frontera de Pareto.
- MOGA (*Multi Objective Genetic Algorithm*), desarrollado por Fonseca y Fleming en 1998 (VAN VELDHUIZEN 2000). El manejo de las restricciones que propone, tiene serias limitaciones (KURPATI; AZARM y WU 2002).

- El propuesto por (KURPATI; AZARM y WU 2002), que se basa en el MOGA, pero propone mejoras en el tratamiento de las restricciones.
- NSGA (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm*), propuesto de Srinivas y Deb, en 1994, y perfeccionado por (DEB *et al.* 2000).
- El micro algoritmo genético propuesto por (TOSCANO 2001) que solventa muchas de las limitaciones de los anteriores.

El software MATLAB R2013a muestra una herramienta para obtener la frontera de Pareto utilizando el algoritmo propuesto por (KALYANMOY *et al.* 2002) denominado NSGA-II, el cual muestra buenos resultados. El esquema de trabajo del algoritmo se muestra en la Figura 1.

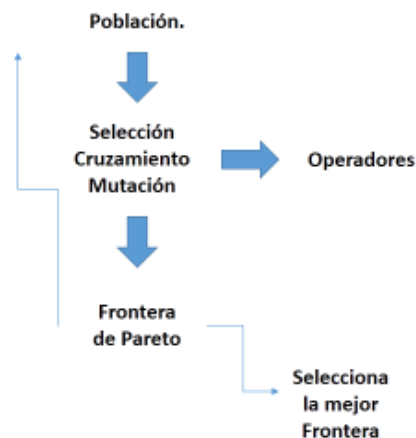


Figura 1: Esquema del algoritmo NSGA-II.

Conclusiones

Los temas de optimización han ganado un espacio en los procesos de Manufactura contemporáneos, siendo los métodos de inteligencia artificial los más utilizados por la posibilidad de analizar dos o más funciones objetivas, su robustez y fiabilidad de los resultados. Con la aplicación de los algoritmos genéticos se

puede obtener la frontera de Pareto y realizar una toma de decisiones a posteriori, lo que permite tener en cuenta las condiciones concretas del proceso productivo en el momento de realizar la optimización, además, moviéndonos por la frontera se pueden cambiar los parámetros según cambien las condiciones.

Bibliografía

ABBASS, H. A. "The self-adaptive Pareto differential evolution algorithm". *Congress on Evolutionary Computation*. Piscataway, NJ (USA), 2000. vol.1.

ABBASS, H. A.; R. SARKER y C. NEWTON. *PDE: A Pareto-frontier differential evolution approach for multi-objective optimization problems*" *Congress on Evolutionary Computation*,. Piscataway, NJ (USA), 2001. Vol.2: pp.971-978.

AHMAD, N. y H. ANWARUL. "Optimization of process planning parameters for rotational components by genetic algorithms", 2001. Vol II: pp.227-233.

CAKIR, M. C. y A. GURARDA "Optimization and graphical representation of machining conditions in multi-pass turning operations" *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 1998, 11: pp.157-170.

CROITORU, C.; M. SEVERINCU y V. BELOUS "A solution for the multi-criteria optimisation of the cutting process", 2001.

CUS, F. y J. BALIC "Optimization of cutting process by GA approach" *Robotics and Computer Integrated Manufacturing*, 2003, 19: pp.113-121.

CHUA, M. S., *et al.* "Optimization of cutting conditions for multi-pass turning operations using sequential quadratic programming" *Journal of Materials Processing Technology*, 1991, 28: pp.253-262.

DATTA, S. Application of entropy measurement technique in grey based Taguchi method for solution of correlated multiple response optimization problems: A case study in welding *Journal of Manufacturing Systems*, 2009, 28: pp.55-63.

DEB, K., *et al.* *A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II Kanpur (India)*. Indian Institute of Technology, KanGAL Report 200001, 2000.

DERELI, T. Y. F., I.H., "Optimisation of process planning functions by genetic algorithms" *Computers & Industrial Engineering*, 1999, 36: pp.281-308.

GUNARAJ, V. y N. MURUGUN Application of response surface methodology for predicting weld bead quality in submerged arc welding of pipes *Journal of Material Processing Technology*, 1999, Vol 88: pp.266-275.

JIMÉNES, F.; A. F. GÓMEZ-SKARMETA y G. SÁNCHEZ. "Un algoritmo evolutivo para optimización multiobjetivo". *IX Conferencia de la Asociación Española para la Inteligencia Artificial*,. Gijón (España). , 2001.

KALYANMOY, D., *et al.* A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm:NSGA-II *IEEE TRANSACTIONS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION*, 2002, VOL. 6.,

- KAYACAN, M. C., *et al.* “OPPS-ROT: An optimised process planning system for rotational parts” *Computers in Industry*, 1996, 32: pp.181-195.
- KUMAR, J., R. y J. KUMAR, V “Optimum selection of machining conditions in abrasive flow machining using neural networks” *Journal of Material Processing Technology*, 2000, 108: pp.62-67.
- KURPATI, A.; S. AZARM y J. WU “Constraint handling improvement for multiobjective genetic algorithms” *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2002, 23: pp.204-213.
- LEE, B. Y. y Y. S. TARNG “Cutting-parameter selection for maximizing production rate or minimizing production cost in multistage turning operations” *Journal of Materials Processing Technology*, 2000, 105: pp.61-66.
- LEIVA, M. A. *Localización óptima de condensadores en un sistema de distribución eléctrico vía algoritmos genéticos* Santiago (Chile), Pontificia Universidad Católica de Chile, 2001. p.
- NIAN, C. Y.; W. S. YANG y Y. S. TARNG “Optimization of turning operations with multiple performance characteristics” *Journal of Materials Processing Technology* 1999, 95: pp.90-96.
- QUIZA, R. y S. M. RIVAS. “Optimización del proceso de torneado mediante un método basado en algoritmos genéticos”. 8va Convención Internacional de las Industrias Metalúrgica La Habana, 2003.
- QUIZA, S. R. *Optimización Multiobjetivos del Proceso de Torneado*. Departamento de Ingeniería Mecánica. Matanzas, Cuba, Universidad de Matanzas, 2004. p.
- SÁNCHEZ, G. *Diseño y evaluación de algoritmos evolutivos multiobjetivo en optimización y modelación difusa*. Murcia (España), Universidad de Murcia,, 2002. p.
- SHAW, M. C. *Metal cutting principles - Oxford series in advanced manufacturing*. Oxford (UK), Oxford University Press, 1984. 0-19-859002-4,
- SÖNMEZ, A. I., *et al.* “Dynamic optimization of multipass milling operation via geometric programming” *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 1999, 39: pp.287-320.
- TARNG, Y. S.; W. H. YANG y S. C. JUANG The Use of Fuzzy Logic in the Taguchi Method for the Optimisation of the Submerged Arc Welding Process *Internacional Journal Advanced Manufacturing Technology*, 2000, 16: pp.688-694.
- TAYLOR, F. W. On the art of cutting metals *Transactions of the ASME*, 1907, 28: pp.310-350.
- TOSCANO, G. *Optimización multiobjetivo usando un micro algoritmo genético*. Veracruz (México), Universidad Veracruzana, 2001.

VIJAYAKUMAR, K., *et al.* "Optimization of multi-pass turning operations using ant colony system" *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2003, 43: pp.1633-1639.

WANG, J., *et al.* "Optimization of cutting conditions using a deterministic approach" *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 2002, 42: pp.1023-1033.