

# FACTORES QUE AFECTAN EL ACABADO SUPERFICIAL EN LOS PROCESOS DE MECANIZADO: TECNICAS DE ANALISIS Y MODELOS

M. Correa<sup>+</sup>, M. de J. Ramírez<sup>++</sup>

J.R. Alique<sup>+</sup>, C.A. Rodríguez<sup>++</sup>

<sup>+</sup>Instituto de Automática Industrial, ctra. de Campo Real km. 0.200 La Poveda, Arganda del Rey, Madrid, España C.P. 28500 {macorrea, jralique@iai.csic.es}

<sup>++</sup>Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey, av. Eugenio Garza Sada N°2501 sur, Monterrey, Nuevo Leon, México C.P. 64849 {miguel.ramirez, ciro.rodriguez@itesm.mx}

## Resumen

*La calidad superficial obtenida en un proceso de mecanizado viene afectada por diversos factores propios del proceso. Con la aparición de los procesos a alta velocidad y por las exigencias del mercado actual esta temática ha cobrado gran relevancia. En este artículo se realiza una revisión general de las variables que afectan al acabado superficial, las técnicas de análisis y los modelos de predicción de rugosidad superficial desarrollados por los diferentes grupos de investigación. Adicionalmente se presenta una idea inicial de un modelo de predicción de acabado superficial que se incorpora como variable de mérito de una función objetivo establecida, por ejemplo, la maximización de la productividad o la exigencia de una calidad superficial de las piezas prefijada. Dicho modelo forma parte de un sistema supervisor inteligente multiobjetivo. Se encontró que entre los aspectos más relevantes de la predicción de la rugosidad superficial se encuentran las variables de velocidad de avance, velocidad de giro y profundidad de corte. Para las mediciones, los sensores más utilizados son acelerómetros, dinamómetros y de emisión acústica, como técnicas de análisis la regresión lineal y las redes neuronales artificiales.*

**Palabras clave:** Rugosidad superficial; Sensorización; Modelos; Revisión.

## 1. INTRODUCCION

Uno de los paradigmas del mecanizado es lograr maximizar la tasa de arranque de material (TAM) minimizando al mismo tiempo la tasa de desgaste de la herramienta y manteniendo la calidad superficial y

dimensional de todas las piezas dentro de unas especificaciones preestablecidas.

La calidad superficial de una pieza se mide con la integridad superficial que a parte de la topología de la superficie, tiene en cuenta las propiedades mecánicas y metalúrgicas, muy importantes en la fatiga, resistencia a la corrosión o vida de servicio de la pieza. La topología de la superficie se identifica por su textura superficial, en la que se miden varias cantidades relacionadas con las desviaciones producidas en la pieza con respecto a la superficie nominal. La rugosidad superficial es el parámetro más representativo para describir la textura superficial debido a su influencia directa en la fricción, fatiga y resistencias electrónica y térmica. Esta tiene gran repercusión en el mecanizado a alta velocidad considerando una de sus más resaltantes características: los grandes valores de avance que, por definición, conllevarían a pobres niveles de acabado superficial.

La importancia de investigar en esta área radica en el cada vez más creciente uso del mecanizado de alta velocidad en industrias como la automotriz y aeronáutica que requieren acabados superficiales y tolerancias dimensionales de gran calidad.

Las investigaciones iniciales sobre el tema se enfocaron en la definición de los factores que afectan la rugosidad superficial. Unos de los pioneros fueron Boothroyd y Knight [5] quienes dividieron la rugosidad superficial en :

- Ideal, es el resultado de la geometría de la herramienta y la velocidad de avance.
- Natural, es el resultado de irregularidades del proceso de corte, tales como vibraciones, defectos en la estructura del material, desgaste de herramienta e irregularidades en la formación de la viruta, entre otras.

Estos autores modelaron el valor promedio de la rugosidad superficial ideal con la ecuación (1):

$$Ra = \frac{f^2}{32r} \quad (1)$$

Donde  $f$  es el avance,  $r$  el radio de la herramienta y  $Ra$  el valor promedio de rugosidad superficial.

Actualmente han surgido nuevas investigaciones en esta área. Uno de los que más ha profundizado en el tema es Pamies [21] quien clasificó los factores que afectan la rugosidad superficial en :

- Factores del proceso, son los que afectan a la máquina herramienta (como rigidez, sistemas de accionamiento, etc), a la pieza a mecanizar (geometría y material) y a la sujeción de la pieza a la máquina herramienta (rigidez del montaje y acceso de la zona a mecanizar)
- Factores indirectos del proceso, son los que afectan a la herramienta (material, sujeción, geometría, desgaste y alineación de los filos de la herramienta) y a las condiciones de corte (parámetros de corte y estabilidad de corte).

El modelo que propone incluye valores de  $R_{max}$ , como muestra la ecuación (2)

$$R_{max} = \frac{f^2}{4d} \quad (2)$$

Donde  $f$  es el avance y  $d$  es el diámetro de la herramienta.

Otro de los trabajos que merecen mencionarse es el de Benardos y Vosniakos [3] quienes hacen una revisión del estado del arte en fresado y torneado, que se resume en dos problemas principales de cara a la ingeniería de procesos de fabricación. Primero, determinar los valores de los parámetros del proceso que producen la calidad deseada del producto (especificaciones técnicas). Segundo, maximizar la productividad del sistema de fabricación de acuerdo con los recursos disponibles. Los autores clasifican los factores que afectan la rugosidad superficial según la figura 1.

Hasta el momento solo se han descrito los esfuerzos enfocados a clasificar los factores que afectan esta temática. En el siguiente apartado se mostrarán los trabajos encaminados a la obtención de métodos para la determinación de la rugosidad superficial pre-proceso, en-proceso y post-proceso.

## 2. INVESTIGACIONES DE MODELOS RUGOSIDAD SUPERFICIAL

Algunas técnicas para medir la integridad superficial como la difracción de rayos X o la inspección metalúrgica son muy sofisticadas y es necesario llevarlas a cabo en laboratorio. Estas técnicas post-proceso implican consumo considerable de tiempo y coste.

La rugosidad superficial por ser un parámetro representativo de la textura superficial más fácil de

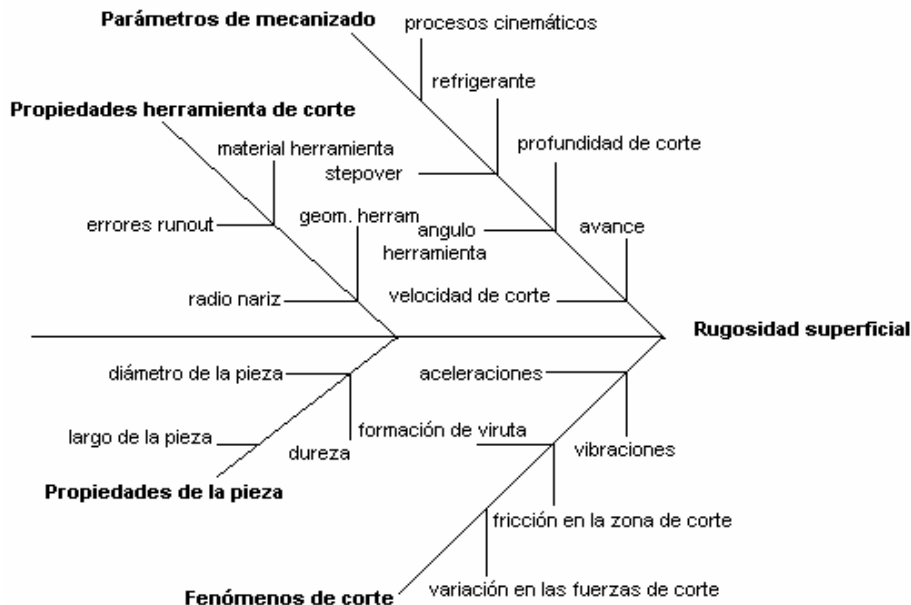


Figura 1: Diagrama con los factores que afectan la rugosidad superficial

medir, es en el que se han centrado muchos de los trabajos actuales. Para estas mediciones se utilizan los rugosímetros, pero sigue atado a las inspecciones post-proceso usando métodos de control estadístico.

Aun usando métodos pre-proceso para asegurar la calidad del producto diseñado, como el tipo Taguchi, es imprescindible incorporar una etapa intermedia garantizando así la calidad superficial durante el propio proceso de mecanizado. Esta no es tarea fácil dados los problemas que presentan los sensores más usados en el ambiente de taller. Por eso es necesario desarrollar sensores basados en modelos predictivos, fundamentados en la teoría del mecanizado o mecánicos como los modelos geométricos y los apoyados en datos observados o empíricos. En esta línea deben enfocarse los esfuerzos futuros los cuales planteamos en la propuesta del modelo a realizar. A continuación se exponen algunos trabajos representativos de las investigaciones actuales.

El grupo de Investigación de la Universidad de Purdue ha trabajado intensamente en la monitorización y control del acabado superficial durante el proceso de mecanizado utilizando sensores de ultrasonido [8][11][23]. Este sistema es utilizado para medir la intensidad reflejada de los rayos de ultrasonido desde la superficie y así detectar los cambios causados en la superficie por la herramienta, además determinaron el desgaste de la herramienta por medio de mediciones del acabado de la superficie.

Szalay [25] usando un sistema de inferencia borroso consiguió monitorizar la rugosidad superficial sin mediciones geométricas durante el proceso de corte. El objetivo de su investigación fue intentar la aplicabilidad de la teoría de resonancia adaptativa para reconocer qué operación de mecanizado produce fallas en la superficie. A largo plazo buscaba determinar los parámetros de corte.

Como entradas a un sistema neuroborroso, el investigador seleccionó el tipo de herramienta, el esfuerzo de corte perpendicular al plano de mecanizado y las vibraciones. El sistema crea todas las posibles reglas y adquiere los datos de la prueba de mecanizado, para que el módulo de aprendizaje neuronal ajuste las funciones de pertenencia y dé las mejores reglas.

Azouzi [2] aplica una técnica de fusión de sensor inteligente para obtener un modelo que estime en proceso el acabado superficial y la desviación dimensional en torneado. El propósito de la técnica de fusión de sensor consiste en seleccionar los sensores cuyas señales lleven la mejor información acerca del estado de la operación de mecanizado.

Este modelo combina técnicas de modelado con redes neuronales y herramientas estadísticas. Las técnicas de percepción usadas en el mecanizado incluyeron esfuerzos de corte, vibración y deflexiones de la herramienta. Como instrumentos de sensorización se usaron acelerómetros, dinamómetro piezoeléctrico de 3 componentes, sensor de proximidad capacitivo y transductores de emisión acústica.

En la Universidad de Iowa se han publicado numerosos trabajos sobre el tema [18][19][20][26], entre los que destaca el realizado por Tsai [26] que presenta un sistema de predicción de la rugosidad superficial en proceso para fresado con herramienta entera, basado en la vibración y rotación del husillo. Para recolectar datos utilizaron un acelerómetro y un sensor de proximidad.

Se desarrolló un modelo de redes neuronales con algoritmo de retropropagación cuyas entradas son la velocidad del husillo, el avance, la profundidad de corte y la vibración promedio por revolución (VAPR) para predecir el valor de rugosidad promedio. Adicionalmente evaluaron un método de regresión lineal múltiple para comparar la eficiencia de la red neuronal.

Como continuación del trabajo anterior, Lou y Chen [19] introdujeron la técnica de lógica borrosa combinándola con las redes neuronales para predecir la rugosidad superficial. El sistema neuroborroso utiliza algoritmos de aprendizaje para encontrar reglas borrosas y aplicarlas a las funciones de pertenencia, finalmente obtener así el valor de la rugosidad promedio en tiempo real.

Kim y Chu [13] propusieron el modelado del acabado superficial con la altura de las marcas de corte o canto, el efecto de la alineación de los filos de la herramienta y las ondulaciones convencionales. La Rugosidad superficial fue determinada combinando los tres factores. Se logra expresar la máxima rugosidad geométrica en función del avance por diente, la distancia entre trayectorias de corte, la profundidad del corte, y la geometría de la herramienta y pieza de trabajo. Para herramientas planas y de radios de filo pequeños, las marcas de corte fueron factores importantes que afectaron la rugosidad superficial.

Otro aspecto meritorio del trabajo de Kim y Chu, fue el desarrollo de un modelo analítico generalizado para el perfil de la herramienta basado en la parametrización del radio del filo de corte y el ángulo de inclinación del filo de corte.

Pittner [22] ha realizado un estudio de correlación entre la velocidad de corte, la velocidad de avance, valor RMS y energía de señales de emisión acústica

para poder inferir medidas de rugosidad superficial como Ra, Rz y Rmax en el proceso de torneado.

Se determinó que la velocidad de corte, avance y el valor RMS de la emisión acústica están fuertemente correlacionados con los parámetros de rugosidad superficial. Además el rango de correlación del avance es alto, mientras que el valor de RMS se encuentra mejor correlacionado que la velocidad de corte.

Aboulatta [1] presentó modelos de regresión lineal para predecir la rugosidad superficial basado en las vibraciones de la máquina herramienta y los parámetros de corte en el proceso de torneado. El análisis de vibraciones, reveló que la fuerza dinámica producida por la variación del espesor de la viruta actuando en la herramienta, relaciona la amplitud de la vibración de la herramienta con la resonancia y la variación de la frecuencia natural durante el corte.

Este trabajo mostró 4 diferentes modelos para predecir Ra, Rmax y Rsk usando regresión lineal y análisis de coeficientes de correlación; las variables independientes tomadas en estos modelos fueron la velocidad de giro, avance, profundidad de corte, radio de la herramienta, largo saliente de la herramienta, ángulo de aproximación, largo y diámetro de la pieza y, como variables dependientes se tuvieron en cuenta las aceleraciones en dirección del avance y en dirección radial.

Como se esperaba, los modelos dependientes de los parámetros de corte y las vibraciones de la herramienta fueron mucho más exactos que los dependientes solamente de los parámetros de corte, además encontraron que el máximo pico (Rmax) depende mucho de la velocidad de corte rotacional y del diámetro de la pieza de trabajo.

Chien y Chou [6] desarrollaron un algoritmo genético (AG) y una Red Neuronal Artificial (RNA) que incorpora la búsqueda de condiciones óptimas de corte para maximizar la tasa de arranque de material (TAM) bajo restricciones de acabado superficial previsto y acabado superficial previsto asociado a la vida de la herramienta, en un proceso de fresado en seco usando acero inoxidable.

Los autores parten de una investigación inicial de Chien y Yao [7] en la que usaron RNA para desarrollar un modelo predictivo para encontrar los esfuerzos de corte y la rugosidad superficial de la pieza bajo condiciones de corte específicas. Su aportación fue predecir el valor de vida de herramienta dando la velocidad de corte. Una vez encontrada la velocidad de corte que satisface la restricción de vida herramienta, usaron un modelo

con AG para obtener la TAM y las condiciones de corte óptimas.

Lee, et al [15] propusieron un algoritmo de simulación de la rugosidad superficial en fresado a alta velocidad basado en una señal de aceleración del eje paralelo del husillo. Complementariamente usaron un modelo geométrico del proceso de fresado desarrollado por Kline y Devor [14] donde tomaron la relación entre la viruta formada y las fuerzas de corte.

Utilizaron como entradas las RPM, el avance por diente, la profundidad radial y la profundidad axial. El modelo geométrico calcula el radio de un diente en particular, la posición angular de la herramienta y el ángulo de acercamiento. El acelerómetro mide la señal de vibración y mediante un análisis de frecuencia (FFT) se procesa la componente de máxima frecuencia. Sus resultados fueron muy similares a los medidos experimentalmente concluyendo que las vibraciones fueron bien simuladas.

Suresh [24] planteó una metodología de superficie de respuesta (RSM) con un modelo matemático de segundo orden en términos de los parámetros de mecanizado. Este modelo proporciona el factor de efectos independientes de los parámetros del proceso que posteriormente se optimiza con AG para predecir la rugosidad. La metodología es una colección de técnicas matemáticas y estadísticas en la que se usan como variables la velocidad de corte, avance, profundidad y radio de la herramienta. Se realizó un análisis de correlación de las variables para plantear el AG.

Feng [10] presentó un trabajo enfocado al desarrollo de un modelo empírico para la predicción de la rugosidad superficial en torneado. Compara un modelo de regresión lineal con RNA usando las mismas variables de entrada/salida en ambos modelos. Se usó el modelo de predicción de acabado superficial de Boothroyd [5].

En el modelo de regresión lineal se parte del postulado que la rugosidad superficial depende de la dureza del material, avance, radio de herramienta, profundidad y velocidad de corte. De este modelo se concluye que la dureza del material y la profundidad de corte no producen un impacto significativo en la rugosidad superficial actuando individualmente. La dureza del material actúa con el avance y con el radio de la herramienta y la profundidad de corte actúa con la velocidad, teniendo un efecto estadísticamente significativo en la rugosidad superficial.

<b>Autor/Grupo/Año</b>	<b>Variables</b>	<b>Sensores</b>	<b>Técnicas análisis</b>	<b>Proceso</b>	<b>Descripción</b>
Aboulatta U. Praga - 2001	RPM Avance Prof. corte Radio herramienta Overhang Angulo de aproximación Largo y diám. pieza Vibraciones Dirección avance	Acelerómetros	Regresión lineal Correlación	Torneado	Post-proceso. Modelo predictivo. Pruebas mecanizando acero.
Azouzi y Guillot U. Laval - 1997	Esfuerzos de corte Vibraciones Deflexión de herramienta	Acelerómetros Dinamómetros Sensor de proximidad EA	RNA Análisis estadístico Fusión de sensores	Torneado	En-proceso. Modelo de estimación Pruebas mecanizando acero.
Benardos, Vosniakos U. Atenas - 2003	Prof. corte Avance por diente Vel. corte Desgaste herraam.		RNA Taguchi	Fresado	Pre-proceso y en-proceso. Modelo predictivo Pruebas en aluminio
Chien, Chou U. Pingtong (Taiwán) - 2001	RPM Avance Profundidad de corte Vida de herramienta	Dinamómetro	AG RNA	Fresado en seco	Post-proceso Probado en acero y con rango restringido
Feng, Wang U. Bradley - 2002	Dureza material Avance Radio herramienta Profundidad corte Velocidad de corte		Regresión lineal RNA	Torneado	En-proceso Modelo general Probado mecanizando acero y aluminio.
Kim, Chu U. Kangwon (Corea Sur) - 1999	Run-out Ondulación de la superficie Marcas de corte		Análisis geométrico	Fresado	Post-proceso Pruebas mecanizando acero.
Lee U. Pusan (Korea) - 2001	RPM Avance por diente Profundidad axial Profundidad radial	Acelerómetros	Modelo geométrico	Fresado Alta Velocidad	Simulación Pruebas mecanizando acero templado.
Pittner U. Northeastern - 2000	Velocidad de corte Avance RPM Vibraciones de alta frecuencia	EA	Correlación	Torneado	Post-proceso Pruebas mecanizando acero.
Suresh ITI (India) - 2002	Vel. Avance Profundidad corte Radio herramienta		Matemático 2° Orden Análisis correlación AG	Torneado	Post-proceso Limitado a un material
U. Purdue Tsai - 1999  Lou Chen - 1999  Shin - 1995	VAPR RPM Avance Prof. Corte  Superficie	Proximidad Acelerómetros  Ultrasonido	RNA  RNA LB Empírico Análisis de señales	Fresado   Planeado	En proceso Modelo general Probado mecanizando diferentes materiales

Tabla 1: Resumen de artículos más relevantes según las variables consideradas.

El modelo de análisis de regresión ofrece mayor información y una mejor visión del proceso que el modelo con RNA, sin embargo cuando los datos están dispersos y/o no generados por diseños experimentales, el análisis de regresión no es capaz de producir un modelo o un mejor modelo que con RNA. Ambos modelos tienen un comportamiento estadísticamente satisfactorio desde el punto de vista del modelado. Los resultados obtenidos indican que no hay diferencia significativa entre los datos observados, el modelo de regresión lineal y el modelo con RNA.

Benardos y Vosniakos [4] propusieron un modelo con RNA y diseño de experimentos basados en los principios de Taguchi. Consideraron como variables de entrada que afectaban a la rugosidad superficial: la profundidad de corte, el avance por diente, velocidad de corte, desgaste de herramienta, uso de fluido y las tres componentes de la fuerza de corte. Como resultado de sus experimentos encontraron que los factores que más afectaron el acabado superficial fueron el avance por diente, la componente X de la fuerza de corte, la profundidad de corte, el compromiso de la herramienta de corte y el uso del fluido.

Dweiri [9] realizó trabajos donde demostró la posible influencia del número de filos de la herramienta de fresado en la predicción de la rugosidad superficial. Para lo cual desarrolló un sistema de inferencia neuroborroso adaptativo; el sistema tenía tres entradas para las funciones de pertenencia, avance, RPM y profundidad de corte, el sistema demostró que en ciertas condiciones de mecanizado se obtenía mejor acabado con una herramienta de fresado de 4 filos que en el caso de una herramienta de fresado de 2 filos.

Lee y Chen [16] usando la misma técnica aplicada por Tsai [26] para predecir la rugosidad superficial en el proceso de torneado, demostraron que las vibraciones entre la herramienta y la pieza de trabajo durante el proceso de corte pueden ser estudiadas como modelos de predicción de la rugosidad superficial. Utilizando un método estadístico, se determinó que la dirección radial (eje X) de vibración fue el factor más significativo para la rugosidad superficial. En estos trabajos los experimentos fueron realizados considerando los mismos, tamaño de radio nariz, material de la herramienta y de la pieza de trabajo.

Recientemente, Jung [12] realizó un modelo analítico del acabado superficial para fresado con herramientas de bola. El método se basa en la modelación de los cantos (alturas de las marcas de corte) que normalmente dejan este tipo de herramientas al mecanizar. Los ángulos de las helicoides de la

herramienta se desprecian y se toma el modelo como si fueran planos con forma de medios discos, las ecuaciones de los cantos fueron obtenidas en función del radio de la herramienta, el avance por diente y el ángulo de rotación de los flancos de corte.

En la tabla 1 se resumen algunos artículos representativos, expuestos en la revisión presentada de acuerdo al grupo de investigación, variables seleccionadas que afectan la rugosidad, sistemas de sensorización, técnicas de análisis, proceso efectuado y con que materiales se han probado.

### **3. PROPUESTA PARA UN MODELO DE PREDICCIÓN DE ACABADO SUPERFICIAL**

El sistema que se propone incluye variables no aprovechadas en trabajos anteriores, como la geometría de la herramienta, la vida de la herramienta, formación de viruta y dureza del material en unión con técnicas empíricas. Esta propuesta de hacer un modelo general para mecanizar cualquier tipo de material es un proyecto muy ambicioso, por lo que se plantea dirigirlo al sector aeronáutico y automotriz, los cuales tienen necesidades de acabados superficiales muy particulares dadas las exigencias de geometrías y materiales.

Se propone un modelo de predicción de acabado superficial que forma parte de un sistema supervisor inteligente multiobjetivo como se aprecia en la figura 2. El holón de calidad superficial realiza una predicción acotada de la rugosidad, asociada a los parámetros de corte reales que puedan ser relacionados por medio del supervisor inteligente a las restricciones de estabilidad de la máquina y estimación del estado de la herramienta buscando obtener las condiciones de corte óptimas

Para el modelo de estimación de rugosidad superficial, se propone utilizar métodos de regresión lineal a partir de modelos geométricos, métodos experimentales y/o técnicas de inteligencia artificial, como redes neuronales, lógica borrosa o sistemas neuroborrosos que podrían proporcionar mejores ajustes a salidas reales.

### **4. CONCLUSIONES**

Se encontró que entre los aspectos más relevantes a la predicción de la rugosidad superficial, principalmente para procesos de fresado y torneado,

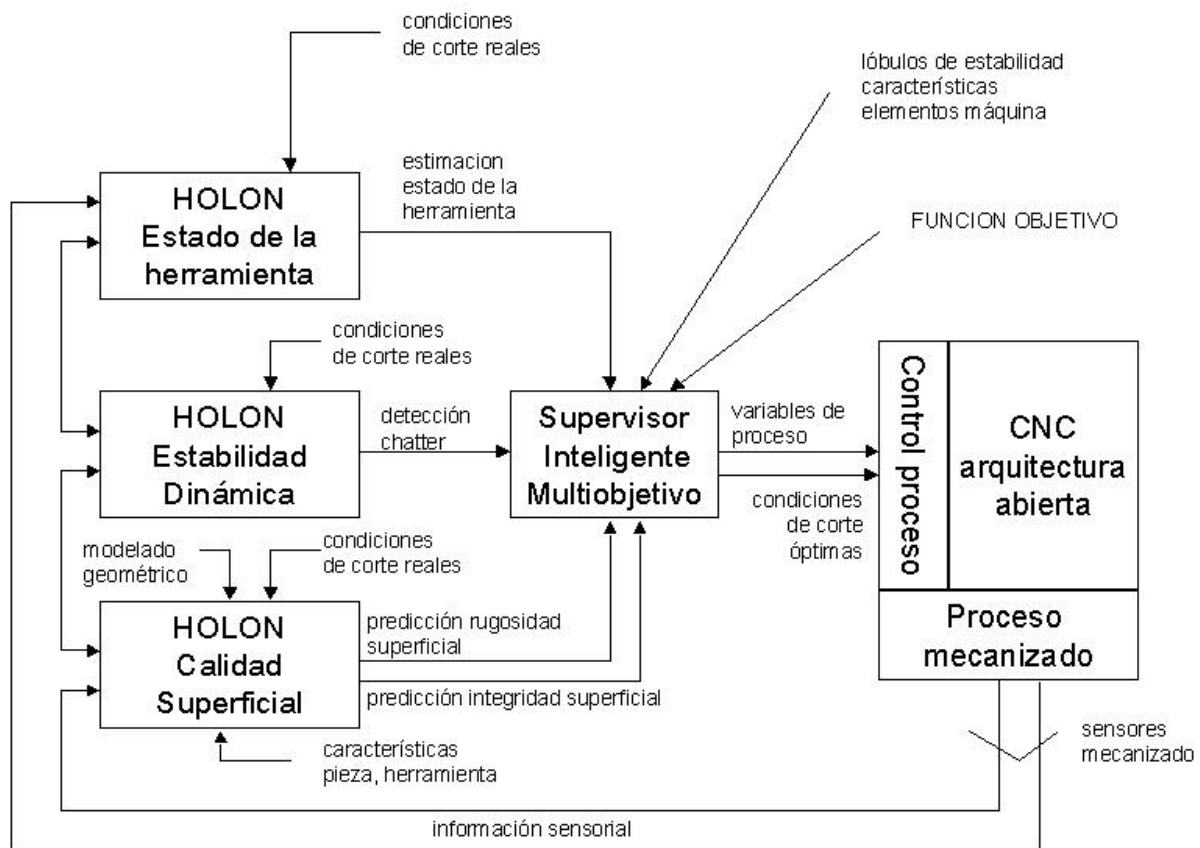


Figura 2: Sistema Supervisor Inteligente Multiobjetivo

están las variables de avance, velocidad de giro y profundidad de corte. Algunos grupos se encuentran trabajando actualmente con variables como la geometría de la herramienta y vibraciones pero de forma no correlacionada.

Con respecto a los sistemas de sensorización los más usados son acelerómetros, dinamómetros y de emisión acústica. Dentro de las técnicas de análisis, las más usadas son la regresión lineal y las redes neuronales artificiales. Las novedades radican en el uso de técnicas de fusión de sensores e incorporación de algoritmos genéticos.

Referenciándose en los estudios anteriores surge la propuesta del holón de calidad superficial, enmarcado dentro de un sistema supervisor inteligente, el cual sería una propuesta innovadora para integrar aspectos de calidad superficial a un control en proceso que interactúe con controladores comerciales CNC de arquitectura abierta.

## REFERENCIAS

- [1] Abouelatta O.B., Mádl, J. (2001) "Surface roughness prediction based on cutting parameters and tool vibrations in turning operations", *Journal of Materials Processing Technology*, 118, pp. 269-277.
- [2] Azouzi, R., Guillot, M. (1997) "On-line prediction of surface finish and dimensional deviation in turning using neural network based sensor fusion", *Int. J. Mach. Tools Manufact.* Vol. 37, No.93, pp 1201-1217.
- [3] Benardos, P.G., Vosniakos G.C., (2003) "Predicting surface roughness in machining: a review", *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, pp. 833-844.
- [4] Benardos, P.G., Vosniakos, G.C. (2002) "Prediction of surface roughness in CNC FACE milling using neural networks and taguchi's design of experiments", *Robotics and Computer Integrated Manufacturing*, 18, pp. 343-354.
- [5] Boothroyd, G., Knight, W.A. (1989) *Fundamentals of Machining and Machine Tools*, Marcel Dekker, New York.

- [6] Chien W.T., Chou, C.Y. (2001) "The prediction model for machinability of 304 stainless steel", *Journal of Materials Processing Technology*, 118, pp. 442-447.
- [7] Chien, W.T., Yao, C.F., (1997) "The development of the predictive model for metal machining parameters based on artificial neural network and genetic algorithm", *Proceedings of the 14<sup>th</sup> Mechanical Engineering, CSME*, pp. 468-475.
- [8] Coker S.A., Shin Y.C. (1996) "In-process control of surface roughness due to tool wear using a new ultrasonic system", *Int. J. Mach. Tools Manufact. Vol. 36, No. 3*, pp 411-422.
- [9] Dweiri, F., Al-Jarrah, M., Al-Wedyan, H. (2003) "Fuzzy surface roughness modeling of CNC down milling of alumic-79", *Journal of Materials Processing Technology*, 133, pp. 266-275.
- [10] Feng, C.X., Wang, X.F. (2003) "Surface roughness predictive modelling: neural networks versus regression", *IIE Transactions*, 35, pp. 11-27.
- [11] Hu, S., Shin, Y.C. (1998) "Simultaneous in-process roughness control and tool wear monitoring via a distributed open architecture controller", *Proceedings of the ASME Dynamic Systems and Control Division MED.*, Vol. 8, pp. 531-537.
- [12] Jung, T.S., Yang, M.Y., Lee, K.J. (2004) "A new approach to analysing machined surfaces by ball-end milling, part I: Formulation of characteristics lines of cut remainder", *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*.
- [13] Kim, B.H., Chu, C.N., (1999) "Texture prediction of milled surfaces using texture superposition method", *Computer-Aided Design*, pp. 485-494.
- [14] Kline, W.A., Devor, R.E., (1983) *International Journal Machine Tool Des. Res.*, pp. 123.
- [15] Lee, K.Y., Kang, M.C., Jeong, Y.H., Lee, D.W., Kim J.S. (2001) "Simulation of surface roughness and profile in high-speed end milling", *Journal of Materials Processing Technology*, 113, pp. 410-415.
- [16] Lee, S.S., Chen, J.C. (2003) "On-line surface roughness recognition system using artificial neural networks system in turning operations", *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 22, pp. 498-509.
- [17] López, F.E., Cavazos, R., Delgado, M. (2003) "Caracterización de superficies maquinadas por medio de parámetros de rugosidad", *Ingenierías*, Vol. 6, No. 18, pp. 62-68.
- [18] Lou, M.J., Chen J.C., Li, C.M. (1999) "Surface roughness prediction technique for CNC end-milling", *Journal of Industrial Technology*, Vol. 15, No. 1.
- [19] Lou, S.J., Chen J.C. (1997) "In-process surface recognition of a CNC milling machine using the fuzzy nets method", *Computers ind. Engng. Vol. 33, Nos. 1-2*, pp. 401-404.
- [20] Lou, S.J., Chen J.C. (1999) "In-process surface roughness recognition (ISRR) system in end-milling operations", *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, pp. 200-209.
- [21] Pamies, J.J. (2001) *Fundamentos Físicos do Corte dos Metais*, Edinova, Universidad Nova de Lisboa.
- [22] Pittner S., Kamarthi S.V., Wongsiripatanakul P., Wongvasu N. (1999) "In-process surface roughness recognition (ISRR) system in end-milling operations", *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, pp. 1077-1086.
- [23] Shin, Y.C., Oh, S.J., Coker, S.A. (1995) "Surface roughness measurement by ultrasonic sensing for in-process monitoring", *Journal of Engineering for Industry*, 117, pp. 439-447.
- [24] Suresh, P.V.S., Venkateswara Rao, P., Deshmurh, S.G. (2002) "A genetic algorithmic approach for optimization of surface roughness prediction model" *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 42, pp. 675-680.
- [25] Szalay, T., Alpek, F., Monostori, L., Markos, S., Viharios, Zs. (1996) "Investigation of machined surfaces using artificial intelligence methods", *Proceedings of the IXth International Conference on Cutting Tools*, pp. 635-640.
- [26] Tsai, Y.H., Chen, J.C., Lou, S.J. (1999) "An in-process recognition system based on neural networks in end-milling cutting operations", *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, pp. 583-605.