

Análisis Multi-objetivo y Multi-criterio del Swedish Open Championship in Robot Control 2004

Reynoso Meza Gilberto¹, Graff Guerrero Mario², Sanchis Javier¹ y Blasco Xavier¹
gilreyme@posgrado.upv.es, mgraffg@lsc.fie.umich.mx, {jsanchis, xblasco}@isa.upv.es

1 Instituto Universitario de Automática e Informática Industrial
Universitat Politècnica de València

2 División de Estudios de Posgrado, Facultad de Ingeniería Eléctrica
Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo

Resumen

En el presente trabajo, se exponen los resultados de emplear una estrategia de optimización multi-objetivo y de análisis multicriterio para seleccionar los parámetros de un controlador PID para el benchmark de control robusto: "swedish open championship in robot control 2004".

La estrategia de optimización multi-objetivo es conocida como una estrategia Generate-First choose-Later, debido a que se calcula un conjunto de soluciones óptimas de las que debe seleccionarse una, acorde a las preferencias del diseñador. Se dice que todas ellas son óptimas, ya que no existe una única solución que sea la mejor en todos los objetivos de diseño. Esto es, las soluciones presentan diferentes grados de compromiso en su rendimiento. En este documento, se presenta una estrategia multi-objetivo y el análisis multi-criterio como ayuda para la toma de decisiones a partir de la función de agregación propuesta por los organizadores del benchmark. Los resultados presentados avalan ambas estrategias en el ajuste y selección de controladores.

Palabras clave: Optimización multi-objetivo, toma de decisiones multi-criterio, algoritmos evolutivos, ajuste de controladores PID.

1. Introducción

Es usual plantear como un problema de optimización el ajuste de controladores. El ingeniero de control debe formular el problema de manera que su ajuste cumpla con una serie de requerimientos y

especificaciones. Los mismos pueden ir desde criterios en el dominio de la frecuencia (margen de estabilidad, sensibilidad en la medida, por citar algunos) a criterios en el dominio del tiempo (tiempo de establecimiento, tiempo de elevación, sobretiro, entre otros).

Un planteamiento común para satisfacer un conjunto de requisitos dentro de un problema de optimización consiste en la elaboración de una función objetivo de agregación (AOF por sus siglas en inglés) [1]. Más aún, lo usual es utilizar una AOF basada en un vector lineal de pesos. Sin embargo, lo anterior no es una tarea trivial, dado que una AOF que refleje las preferencias del diseñador no siempre es fácil de determinar [2]. Por otro lado, en ocasiones es conveniente tener un conocimiento sobre el balance de prestaciones entre los objetivos de optimización. En otras palabras, cuánto se pierde de uno(s) al mejorar otro(s).

La Optimización Multi-objetivo es un planteamiento que permite la optimización simultánea de todos los objetivos e índices que son importantes para el diseñador. De tal forma que no se obtiene una solución única, sino un conjunto de buenas soluciones, todas óptimas, pero con diferente grado de prestaciones entre objetivos. Esto es, una se diferencia de otra por lo que ha mejorado en uno (o más) objetivos a expensas de ceder en otro(s). Dicho planteamiento conduce a una etapa final de toma de decisiones, en la que el diseñador ha de ponderar las prestaciones de cada solución para elegir la más acorde con sus preferencias. La ventaja de hacerlo es que ahora tiene un mayor conocimiento en el comportamiento del espacio de objetivos y el involucramiento en el proceso de diseño [3]. El empleo de algoritmos evolutivos permite plantear la

optimización en términos de funciones de coste complejas, sin necesidad de asegurar convexidad.

En este trabajo, se presenta un breve análisis del benchmark de control robusto propuesto por [4,5] para el control de un brazo manipulador en esquema SISO. Dicho análisis se lleva a cabo desde un punto de vista multi-objetivo y multi-criterio. El documento se organiza como sigue: en la sección 2 se dará una descripción general del benchmark; en la sección 3 se explicará el proceso de diseño en ingeniería a partir de un planteamiento de optimización multi-objetivo. En la sección 4 se presenta el análisis del benchmark. Finalmente, se presentan las conclusiones de este documento.

2. Descripción del Benchmark

En este trabajo, se analizarán diversas propuestas de controladores PID con filtro de la derivada para el benchmark de control robusto propuesto en el *Swedish open championship in robot control 2004*. El empleo de controladores PID se justifica dado que, a pesar que diversas propuestas y metodologías fueron puestas a prueba en la competición, una simplificación a PID del controlador ganador (manteniendo un resultado razonable) fue posible.

El benchmark consiste en una simplificación realista y completa de un problema de regulación del efector final de un manipulador **IRB6600** de **ABB**. Se desea que la herramienta del manipulador permanezca en la referencia deseada, en presencia de perturbaciones en el torque y en la herramienta. Las simplificaciones principales son:

- Solo se considera el movimiento del primer eje del manipulador.
- La dinámica del primer eje del robot es modelada como un modelo de 4 masas.
- La corriente en el motor y el torque de control se asumen ideales; El torque del motor se encuentra acotado en ± 20 Nm.
- Los efectos de la fricción son considerados lineales.

Los archivos simulink asociados a este benchmark se encuentran accesibles para su descarga en: <http://www.control.isy.liu.se/~stig/siso.html>. En la misma página se encuentra la versión multi-variable de este problema, que será objeto de trabajo posterior. El benchmark plantea el diseño de un

controlador, de estructura libre, para tres fases diferentes:

- Para el control de un modelo nominal dado.
- Para el control de un conjunto de modelos con pequeñas variaciones en sus parámetros físicos (SET I).
- Para el control de un conjunto de modelos con grandes variaciones en sus parámetros físicos (SET II).

De tal manera, que es posible plantear el diseño de controladores robustos para el control de posición del efector final del citado manipulador. El benchmark desarrolla una serie de métricas para evaluar el rendimiento de un controlador propuesto. Tales métricas son:

- Error pico-a-pico e_i [mm] ante una perturbación.
- Tiempos de establecimiento T_s [seg].
- Torque máximo T_{\max} [Nm] empleado.
- La media de la raíz cuadrada del Torque aplicado T_{sqr} .
- Ruido pico-a-pico en el torque T_{noise} [Nm].

Finalmente, los requerimientos de operación establecidos son:

- $T_s < 3$ seg, con una banda de error del ± 0.1 mm (para Modelo Nominal y SET I) y de $T_s < 4$ seg, con una banda de error del ± 0.3 mm (SET II).
- $T_{\max} < 5$ Nm para todos los modelos
- Estabilidad en el modelo nominal al incrementar en 2.5 la ganancia del lazo y al incrementar el retardo de 0.5 ms a 2 ms.

En este trabajo, se partirá del índice propuesto por los organizadores. El mismo consiste en una AOF que por medio de un vector lineal de pesos agrupa las 5 métricas descritas ante diferentes grados de perturbación. En resumen agrupa el error ante 8 perturbaciones distintas, 4 tiempos de establecimiento, el torque máximo empleado, su media de la raíz cuadrada y su ruido. A continuación, se explica el proceso de optimización multi-objetivo y la fase de análisis multi-criterio.

3. Optimización multi-objetivo para el Diseño

El problema de optimización multi-objetivo consiste, sin pérdida de generalidad, en la minimización de m objetivos todos ellos de igual importancia y que suelen competir entre sí:

$$\min_{\theta \in \mathfrak{R}^n} J(\theta) = [J_1(\theta), \dots, J_m(\theta)] \quad (1)$$

Sujeto a:

$$\begin{aligned} \underline{\theta}_i &\leq \theta_i \leq \overline{\theta}_i \\ h(\theta) &= 0 \\ g(\theta) &\leq 0 \end{aligned} \quad (2)$$

Donde $\underline{\theta}_i, \overline{\theta}_i$ son las cotas inferior y superior de θ_i , $i = [1, \dots, n]$, $h(\theta), g(\theta)$ son las restricciones de igualdad y desigualdad, respectivamente. Tal condición generalmente conduce a determinar un conjunto de soluciones, todas ellas óptimas, diferentes únicamente por el grado de compromiso entre los m objetivos. El conjunto de soluciones óptimas conforma lo que se conoce como conjunto de Pareto Θ_P y su proyección en el espacio de objetivos como frente de Pareto J_P . Cada punto del frente de Pareto se dice es una solución no-dominada (figura N° 1).

Definición 1 (Dominancia): dada una solución θ^1 con valor en la función de costo $J(\theta^1)$ domina a una segunda solución θ^2 con función de costo $J(\theta^2)$ si y solo si:

$$\begin{aligned} \forall i \in [1, 2, \dots, m], J_i(\theta^1) &\leq J_i(\theta^2) \\ \wedge \\ \exists q \in [1, 2, \dots, m]: J_q(\theta^1) &< J_q(\theta^2) \end{aligned} \quad (3)$$

El problema de optimización multi-objetivo busca determinar la mejor aproximación posible Θ_P^* del conjunto de Pareto Θ_P que genera una discretización J_P^* del frente de Pareto J_P .

Acorde con la figura N° 2, una metodología de optimización multi-objetivo debe considerar por lo menos tres etapas: la definición del problema a resolver, el proceso de optimización multi-objetivo y la etapa de selección multi-criterio.

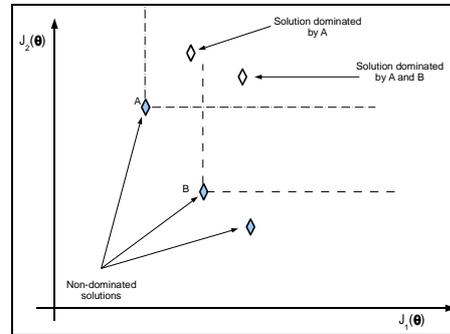


Fig. 1. Concepto de Dominancia.

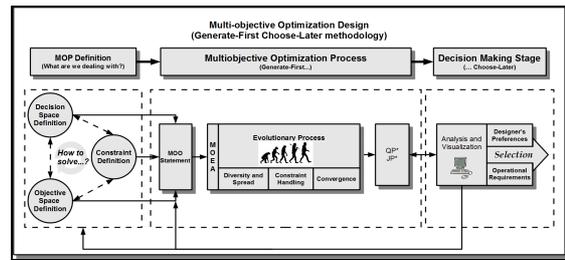


Fig. 2. Proceso de optimización multi-objetivo para el diseño en ingeniería

En la etapa 1, debe definirse el problema multi-objetivo a resolver. Lo anterior involucra definir el concepto de diseño [1], que en el ámbito de ajuste de controladores, se traduce en el tipo de controlador (convencional, difuso, orden del controlador, etc.). Así mismo, debe determinarse la métrica con la que se evalúa la bondad de un controlador (objetivos) así como el tipo de soluciones que son prácticas o requeridas (restricciones).

En la etapa 2, el problema de optimización debe traducirse en un problema de optimización, lo que en ocasiones no es trivial [6]. Así mismo, debe definirse el algoritmo multi-objetivo a emplear. El mismo debe garantizar convergencia al frente de Pareto, cobertura en el mismo y pertinencia en las soluciones (para la etapa de selección multi-criterio).

Finalmente, en la etapa multi-criterio, se de una herramienta y/o procedimiento que permite involucrar activamente al diseñador [3]. El mismo debe ser capaz de analizar el intercambio entre prestaciones y rendimiento de las diferentes

soluciones en la aproximación del frente de Pareto obtenido. Así mismo, deberá brindarle información de manera que pueda elegir si una nueva ejecución del algoritmo o algún cambio en la definición del problema son necesarios. A continuación, se incorpora esta metodología de diseño al análisis del benchmark de control robusto.

4. Análisis y discusión de Resultados

Para abordar el ajuste del controlador PID en el benchmark de control, se llevará una etapa de optimización multi-objetivo, con dos fases diferentes de selección multi-criterio. La fase de optimización se llevará a cabo en dos dimensiones ($m=2$), considerando la optimización del índice definido por los organizadores del benchmark ($J_1(\theta)$) y el valor máximo de la función de sensibilidad $M_s(J_2(\theta))$.

Supondremos que dicho índice ($J_1(\theta)$) refleja y traduce adecuadamente las preferencias del diseñador. La etapa multi-criterio se llevará en primera instancia en un espacio de dos objetivos para evaluar las soluciones que determina dicho índice. Posteriormente, con el mismo set de soluciones, se llevará a cabo una toma de decisiones multi-criterio al descomponer el espacio de objetivos de la siguiente forma: máximo $e_i(J_1(\theta))$, máximo $T_s(J_2(\theta))$, $T_{max}(J_3(\theta))$, $T_{sqr}(J_4(\theta))$, $T_{noise}(J_5(\theta))$, $M_s(J_6(\theta))$.

Con lo anterior, se logra un diferente nivel de involucramiento del diseñador en la toma de decisiones. Lo anterior puede llevarle a determinar si el vector lineal de pesos describe adecuadamente sus intereses o si debe adoptar una técnica diferente (ver por ejemplo [7,8]). El controlador será ajustado en el modelo nominal, y a partir de este se evaluará su desempeño en el SET I y II de plantas. El algoritmo multi-objetivo a utilizar es el sp-MODE [9,10] que es un algoritmo basado en la estrategia *Differential Evolution* [11,12].

En este trabajo, para visualizar el frente calculado, el Level Diagram (LD) [13] es utilizado. Esta visualización ha sido empleada con éxito en problemas de decisión multi-criterio para control de hasta 15 objetivos [14]. Un LD es una alternativa para la visualización y análisis de frente m -dimensionales, lo cual no es una tarea trivial cuando el número de objetivos es mayor que 3. Los LD se basan en la clasificación del conjunto de Pareto Θ_p^* calculado.

Cada objetivo $J_q(\theta)$ es normalizado con respecto a su mínimo y máximo valor. Para cada vector normalizado $\hat{J}(\theta)$ una norma es aplicada para evaluar la distancia a una solución ideal (en este caso, la compuesta por el menor valor alcanzado en cada objetivo). Un LD despliega un gráfico para cada objetivo $q = [1, \dots, m]$ y cada variable de decisión $i = [1, \dots, n]$. Los pares ordenados $(J_q(\theta), \|\hat{J}(\theta)\|_p)$

en cada gráfico de objetivo y $(\theta_i, \|\hat{J}(\theta)\|_p)$ en cada gráfica de una variable de decisión son graficados. Por tanto, una solución dada tendría el mismo valor de la coordenada y en todas las gráficas. Tal correspondencia ayudará a evaluar e identificar tendencias generales sobre el frente de Pareto y comparar soluciones de acuerdo a la norma empleada. Se empleará el LD-tool (aplicación Matlab) desarrollado para tal caso por los mismos autores (disponible para descarga libre en <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/24042>). El LD-Tool permite una interacción gráfica con el LD, de manera que pueden ser resaltadas zonas de interés para el diseñador.

En la figura N°. 3 se puede apreciar el frente de Pareto aproximado del problema multi-objetivo, que utiliza el índice propuesto por el benchmark y un criterio de robustez. Con cuadrados se representan aquellas soluciones con un índice menor a 70. Debe recordarse que mediante la visualización con LD, se logra una correspondencia entre gráficos con respecto al eje vertical. Así mismo, se observa como soluciones con un mejor índice de rendimiento comprometen el margen de robustez. Debe recordarse que, aún y cuando este tipo de problemas (bi-objetivo) puede analizarse con facilidad con un diagrama 2D, la tarea no se vuelve trivial al aumentar el número de objetivos.

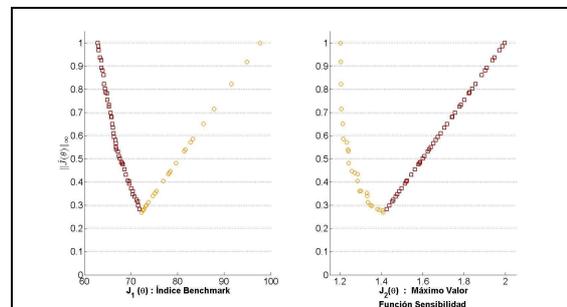


Fig. 3. Visualización por medio de LD de la aproximación del Frente de Pareto (2 objetivos).

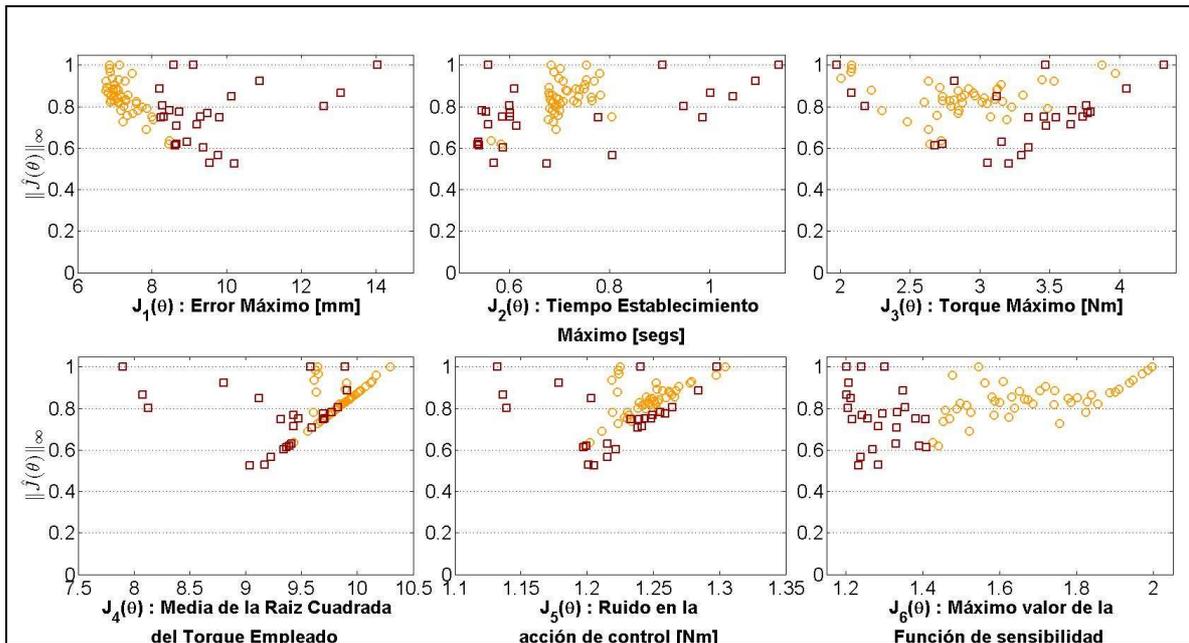


Fig. 4. Visualización del frente de Pareto con seis objetivos usando LD.

La solución con el mejor índice de rendimiento es seleccionada y puesta a prueba con los SET I y II de plantas modificadas para evaluar la bondad del controlador. Se observa que este controlador (θ_1) obtiene un índice global de 143.8, el cual está muy cercano al valor de la reducción PID del controlador ganador (143.4) [5].

Acorde con lo establecido anteriormente, el mismo conjunto de soluciones será analizado evaluando el balance entre 6 objetivos (5 de performance y el mismo criterio de robustez). La visualización utilizando LD es presentada en la figura N° 4. Las soluciones en cuadros son soluciones con un valor máximo de la función de sensibilidad menor a 1.42, que corresponde a la división empleada en la figura N° 3. Se observa como a menores valores de $J_6(\theta)$, mayores son los niveles de error permitidos por el controlador. Con el análisis multi-criterio puede lograrse un mayor involucramiento en la selección, ya que aunque se ha determinado un vector lineal de pesos que describe adecuadamente las preferencias del ingeniero de control, pueden tomarse una decisión adicional si la solución es la requerida por el ingeniero de control. En este caso, véase por ejemplo las soluciones que comparten la coordenada y con la solución usada anteriormente. Se encuentra una solución (θ_2) con un mejor índice de robustez, que cede alrededor de un 4% en la medida del error manteniéndose dentro de especificaciones (tabla N°

1). Este intercambio entre rendimiento en el error por robustez (bajo ciertas circunstancias) podría llevar a considerar si el vector lineal de pesos seleccionado con anterioridad describe las preferencias del diseñador. Con esto, como se ha mencionado anteriormente, se puede lograr un mayor involucramiento en el proceso de selección.

	$J_1(\theta)$	$J_2(\theta)$	$J_3(\theta)$	$J_4(\theta)$	$J_5(\theta)$	$J_6(\theta)$
θ_1	6.86	0.68	2.08	9.65	1.22	2.00
θ_2	7.13	0.75	3.87	10.30	1.30	1.54

Tabla 1. Comparación de los controladores θ_1 y θ_2 .

5. Conclusiones

En este trabajo, se ha presentado un breve análisis multi-criterio del "swedish open championship in robot control 2004". El mismo describe como plataforma de trabajo en control de posición del efector final de un manipulador. La optimización multi-objetivo permite determinar un frente de Pareto donde índice de rendimiento vs. robustez pueden ser apreciados. El análisis multi-criterio, considerando más objetivos, permite tener un conocimiento más a fondo del balance entre ellos. Con lo anterior, se pueden valorar otras soluciones, a partir de una aproximación inicial (índice considerado por los organizadores del benchmark). La

optimización multi-objetivo puede plantearse inicialmente con los 6 objetivos anteriores. Dicho análisis será llevado a cabo en trabajos posteriores.

Agradecimientos

El presente trabajo ha sido financiado parcialmente por el proyecto **DPI2008-02133**, Ministerio de Ciencia e innovación, Gobierno de España y por la Universitat Politècnica de València a través del programa de formación de personal investigador (**beca FPI-UPV 2010-19**).

Referencias

- [1] Mattson, C. A., Messac, A., “Pareto frontier based concept selection under uncertainty, with visualization”. *Journal of Optimization and Engineering* 6, 85 – 115, 2005.
- [2] Martínez, M., Nieto, S. G., Sanchis, J., Blasco, X. “Genetic algorithms optimization for normalized normal constraint method under pareto construction”. *Advances in engineering software* 40, 260 – 267, 2007.
- [3] Bonissone, P., Subbu, R., Lizzi, J., “Multicriteria decision making (mcdm): a framework for research and applications”. *Computational Intelligence Magazine, IEEE* 4 (3), 48 –61, 2009.
- [4] Moberg, S., Öhr, J., “Swedish open championships in robot control”. Presentado en el Swedish Automatic Control Meeting, Gothenburg, Sweden, 2004.
- [5] Moberg, S., Öhr, J., Gunnarson S., “A benchmark problem for robust feedback control of a flexible manipulator”. *Control systems Technology, IEEE Transactions*, 17 (6), 1398 – 1405, 2009.
- [6] Fonseca, C., Fleming, P. “Multiobjective optimization and multiple constraint handling with evolutionary algorithms I: a unified formulation”. *Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, IEEE Transactions on* 28 (1), 26 – 37, 1998.
- [7] Messac, A., “Physical programming: effective optimization for computational design”. *AIAA Journal* 34 (1), 149 – 158, 1996.
- [8] Sanchis, J., Martínez, M. A., Blasco, X., Reynoso-Meza, G., “Modelling preferences in multiobjective engineering design”. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Article in press, 2010.
- [9] Reynoso - Meza, G., “Design, coding and implementation of a multiobjective optimization algorithm based on differential evolution with spherical pruning: applications for system identification and controller tuning”. Reporte de suficiencia investigadora (Tesina de Master), Universitat Politècnica de València, 2009.
- [10] Reynoso-Meza, G., Sanchis, J., Blasco, X., Martínez, M., “Multiobjective design of continuous controllers using differential evolution and spherical pruning”. In: Chio, C. D., et al. (Eds.), *Applications of Evolutionary Computation, Part I. Vol. LNCS 6024*. Springer-Verlag, pp. 532 – 541, 2010.
- [11] Storn, R., Price, K., 1997. “Differential evolution: A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces”. *Journal of Global Optimization* 11, 341 – 359, 1997.
- [12] Das, S., Suganthan, P. N., “Differential evolution: A survey of the state-of-the-art”. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 2010 (in press).
- [13] Blasco, X., Herrero, J., Sanchis, J., Martínez, M., “A new graphical visualization of n-dimensional pareto front for decision-making in multiobjective optimization”. *Information Sciences* 178 (20), 3908 – 3924, 2008.
- [14] Reynoso-Meza, G., Blasco, X., Sanchis, J., “Diseño multiobjetivo de controladores pid para el benchmark de control 2008-2009”. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* 6 (4), 93 – 103, 2009.