

07-004

Working interfaces optimization using eye-tracking and genetic algorithms

José Antonio Diego-Mas¹; Manuel Calero Vivancos¹; Diana Carolina Garzón-Leal²

¹Instituto de Investigación e Innovación en Bioingeniería - UPV; ²Universidad del Bosque;

Optimizing human-computer interfaces lead to diminish errors and to increase efficiency in developed tasks. In the present study several tasks were carried out in a submarine simulator following a set of pre-established orders. The main objective of the study was to obtain an optimal distribution of a simulated working environment. The data was provided by the participants through an eye-tracking hardware that feed a genetic algorithm system. Another variables employed into the algorithm were time and the number of errors committed during the tasks performance. The study was divided into two phases. In the first phase, participants worked on a pre-established environment, thereafter, users customized the environment redesigning windows sizes and positions in order to facilitate the execution of tasks. In the second phase of the study, a second sample worked with the environment created by the genetic algorithm. As final result, the distribution obtained with the algorithm meant a significant reduction in the execution time of the tasks and the number of errors committed.

Keywords: Human-machine interfaces; process optimization; evolutive algorithms

Optimización de interfaces de trabajo mediante Eye-Tracking y algoritmos evolutivos

La optimización de los interfaces hombre máquina supone la disminución de los errores cometidos y el aumento de la eficiencia en las tareas desarrolladas. Esto resulta de vital importancia en el desarrollo de actividades de control y operación en procesos críticos. En este trabajo se desarrolló un procedimiento basado en algoritmos evolutivos, alimentados mediante datos obtenidos por Eye-tracking, para la optimización de interfaces hombre máquina.

El objetivo principal del estudio realizado era obtener distribuciones óptimas de interfaces de trabajo. En este estudio se llevaron a cabo una serie de tareas en un simulador siguiendo un conjunto de órdenes preestablecidas. Los datos empleados para alimentar al algoritmo se obtuvieron de un sistema fijo de Eye-tracking o seguimiento de la mirada, además de las variables tiempo y numero de errores cometidos durante la realización de tareas por parte de un conjunto de usuarios. Como resultado, la distribución obtenida con el algoritmo supuso una significativa reducción del tiempo de ejecución de las tareas y del número de errores cometidos.

Palabras clave: Interfaces hombre-máquina; optimización de procesos; algoritmos evolutivos

Correspondencia: José Antonio Diego Más (jodiemas@dpi.upv.es)



Este obra está bajo una licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada 4.0 Internacional. <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>

1. Introducción

En los interfaces humano-computador se pueden encontrar diferentes dispositivos (indicadores y controles) que permiten a los usuarios la interactividad con las máquinas. Estos dispositivos pueden ser tan simples como una pantalla, o tan tecnológicamente avanzados como un "panel de control multi táctil" (CP). Con el paso de los años, las máquinas y los procesos controlados a través de CPs, han avanzado mucho en cuanto a complejidad se refiere. Se han hecho progresos significativos en la instrumentación de monitoreo y control de procesos y, por consiguiente, se presentan cada vez más indicadores y controles en dichos paneles.

Progresivamente, los controles y visualizaciones "duros" dedicados han sido reemplazados por elementos "blandos" reconfigurables (Degani et al., 1992). Las aplicaciones más típicas de estas pantallas de visualización adaptables se encuentran en salas de control de procesos industriales como centrales eléctricas o minas (Carvalho et al., 2008; Horberry, Burgess-Limerick, & Steiner, 2010, Hwang et al., 2009, Lin & Wu, 2010), en transportes públicos como trenes, barcos o aviones (Degani, Palmer & Bauersfeld, 1992), o en procesos que requieren que una gran cantidad de datos sean presentados simultáneamente al operador, como el comercio de valores, la atención de la salud, el tráfico, etc. (Raeisi et al. 2016).

El diseño de los paneles de control, y los diferentes tipos de controles y pantallas que los componen, han sido ampliamente estudiados en los últimos años usando principios del procesamiento de información en los humanos (Alluisi & Morgan, 1976) en busca de eficiencia, seguridad y ergonomía (Kantowitz & Sorkin, 1983, Kroemer, Kroemer, & Kroemer-Elbert, 2001; Sanders & McCormick, 1993). Además, la operación de un panel de control combina actividades físicas (movimientos del operador), con actividades cognitivas como búsqueda visual, reconocimiento de objetos y toma de decisiones (Kleinmuntz & Schkade, 1993). Por lo tanto, la experiencia y el rendimiento del usuario pueden verse influidos por las características del operador y por cómo las tareas son transformadas en actividades por los operadores (Nachreiner, Nickel & Meyer, 2006).

Se han establecido reglas y normas para seleccionar y disponer diferentes tipos de controles y pantallas en CPs de acuerdo con las diversas necesidades y condiciones de las tareas a realizar (International Organization for Standardization, 2008, Kroemer et al., 2001, Stewart, 1995). Por ejemplo, la normativa ISO 11064-5 contiene una lista para verificar la implementación de principios de diseño y una descripción de procesos para la especificación de indicadores y controles. Sin embargo, a diferencia de los antiguos CPs analógicos, las interfaces generadas por software ofrecen más flexibilidad y adaptabilidad. La configuración y el diseño del CP puede adaptarse a los requerimientos de los operadores y a la tarea desarrollada. Por ejemplo, en un CP basado en software, los controles y las pantallas suelen presentarse en ventanas, las cuales pueden variar su tamaño o reorganizarse dependiendo de los requerimientos de la tarea desarrollada en cada momento (Nachreiner et al., 2006). Sin embargo, establecer la mejor configuración para un CP que incluya muchos controles e indicadores puede ser un problema complejo. Debe establecerse la posición y el tamaño conveniente de cada elemento para optimizar el rendimiento del CP en función de varios criterios, mientras que se deben considerar múltiples restricciones para mantener su funcionalidad.

Se han desarrollado varios métodos para disponer componentes de interfaz en CPs. En Chapanis (1996), estos métodos se clasifican en cuatro grupos. El primer grupo está formado por técnicas que utilizan las opiniones y experiencias de los usuarios como fuente primaria de datos. En el grupo de técnicas de muestreo de actividad, el investigador observa y registra las actividades del usuario en períodos de tiempo predefinidos. Las técnicas de micro-movimiento observan, registran y analizan los movimientos del operador en cortos períodos de tiempo. Finalmente, las técnicas de análisis de procesos desarrollan un análisis funcional de la interacción estudiando diferentes etapas del proceso. Basándose en este análisis, se crean

diagramas de flujo de la interacción que se pueden usar para establecer el diseño de CPs (Alppay & Bayazit, 2015). Dentro de las técnicas de análisis de procesos, el análisis de enlaces (Lin & Wu, 2010, Wickens et al., 2003) se utiliza ampliamente para mejorar las interfaces de usuario. Esta técnica analiza las relaciones entre componentes de los CPs, y expresa la intensidad de las relaciones como valores estadístico del enlace entre los elementos correspondientes.

Por lo general, los resultados de la aplicación de estas técnicas son diagramas esquemáticos, tablas de interacción o diagramas de secuencias que pueden usarse para optimizar las disposiciones de los componentes. Inicialmente, los diseños de los CPs eran realizados manualmente por expertos que confían en la experiencia y los principios de diseño. Sin embargo, cuando la complejidad del problema aumentó, se desarrollaron programas de ordenador y modelos computacionales para asistir a los diseñadores (Foley et al., 1991; Kim & Foley, 1990; Wu & Liu, 2009).

El enfoque más común es construir un modelo cuantitativo de la interacción humano-interfaz utilizando datos obtenidos de algunas de las técnicas mencionadas anteriormente y, posteriormente, buscar la configuración que proporciona el mejor rendimiento del modelo (Francis, 2000). Debido a la complejidad del problema, se han empleado técnicas como la programación lineal (Holman, Carnahan, & Bulfin, 2003), "hill-climbing" (Francis, 2000), la simulación de recocido (Francis, 2000, Geman & Geman, 1984) u otras técnicas heurísticas o metaheurísticas.

Estos procedimientos presentan dos problemas principales. En primer lugar, los resultados suelen ser diseños conceptuales que deben ajustarse manualmente para obtener un diseño válido para una situación real. Por otra parte, algunos de los métodos utilizados para recopilar datos pueden afectar al comportamiento del usuario mientras es observado. Se pueden presentar, por lo tanto, subjetividades en las mediciones, o los resultados pueden ser imprecisos (Alppay & Bayazit, 2015). Estos problemas hacen difícil obtener resultados significativos o generalizar los hallazgos. Por lo tanto, la solución finalmente implementada podría estar lejos de ser óptima. El logro de resolver estos objetivos mencionados supondría una simplificación del proceso de obtención de nuevos diseños óptimos y aprovechar, de este modo, la adaptabilidad de los CPs basados en software.

2. Objetivos

En base a las consideraciones anteriores, en este trabajo se propone un nuevo procedimiento para obtener diseños óptimos para CPs basados en software. Los datos de los dispositivos de entrada (ruta del ratón y clics) se recogen durante la ejecución de una serie de tareas predefinidas. Por otro lado, se utilizan dispositivos de rastreo ocular para recopilar datos de la interacción de los usuarios con los CPs. Esta es una técnica particularmente relevante para evaluar las interacciones entre los usuarios y las máquinas y la carga de trabajo mental durante la ejecución de las tareas. Se ha utilizado previamente para analizar las interacciones entre los operadores y las PCs (Martin, Cegarra & Averty, 2011, Stainer, Scott-Brown, & Tatler, 2013, Starke et al., 2015). Un modelo cuantitativo de la interacción humano-interfaz se construye utilizando principios comunes en la disposición de los componentes en los CPs (Sanders & McCormick, 1993), y utilizando los datos recopilados, los enlaces entre los componentes del interfaz se representan en una tabla de enlaces (Wickens et Al., 2003). Por último, se utiliza un algoritmo genético basado en árboles de corte (GA, por sus siglas en inglés) (Holland, 1975; Srinivas & Patnaik, 1994) para optimizar el diseño de los controles y pantallas en los CPs. Esta metaheurística, basada en la estructura del árbol de cortes (Tam, 1992), es especialmente eficiente en la búsqueda de soluciones geoméricamente aceptables, evitando la necesidad de posteriores adaptaciones mediante el ajuste manual de la disposición final (Diego-Mas et al., 2008).

3. Material y métodos

La medición de la calidad de los diseños de los CPs requiere establecer los criterios para determinar su desempeño, y definir un modelo cuantitativo basado en estos criterios. En nuestro procedimiento para obtener diseños óptimos, este modelo cuantitativo se utilizará más tarde como función de aptitud de un GA para distribuir automáticamente las ventanas en el interfaz del panel de control. En nuestro caso de aplicación, se medirá el tiempo de ejecución de las tareas y el número de errores cometido con interfaces predefinidos, los definidos por el usuario, y los generados automáticamente mediante un AG.

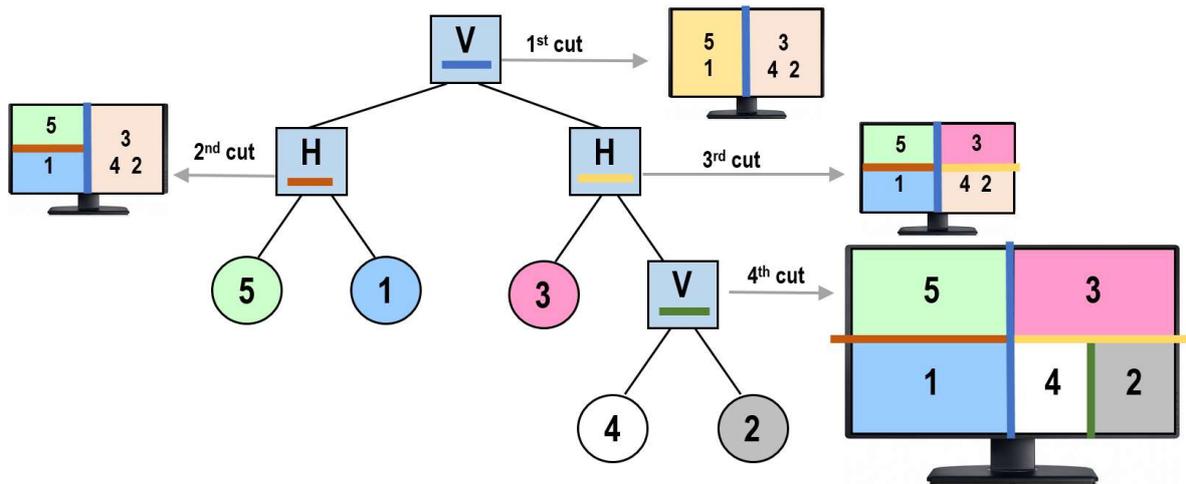
Obtener la mejor disposición de los elementos en un CP se puede considerar un problema de distribución en planta (FLP) (Kusiak & Heragu, 1987). Un FLP considera la disposición, sin solapamientos, de un grupo de elementos de áreas conocidas y desiguales en un área plana de dimensiones dadas (el panel de control en este caso). El diseño debe ser obtenido de tal manera que los costes relacionales de las interacciones entre los elementos se reduzcan al mínimo. Encontrar el diseño óptimo de un CP puede considerarse un caso de FLP.

Resolver un FLP es un problema común en muchos tipos de actividades (distribución en planta, asignación de memoria, embalaje ...) (Drira, Pierreval, & Hajri-Gabouj, 2007; Dyckhoff, 1990; Islier, 1998). Cuando el número de objetos a distribuir y el número de restricciones a considerar es alto, no es posible encontrar procedimientos exactos para resolver el problema (Amaral, 2006). Las técnicas más utilizadas son el recocido simulado (Saifullah Hussin y Stützle, 2014), la búsqueda de tabú (James, Rego, & Glover, 2009), los algoritmos de hormigas (Hani et al. 2007; Jain & Sharma, 2005), optimización de enjambre de partículas (Önüt, Tuzkaya, & Doğaç, 2008), algoritmos genéticos (Diego-Mas et al., 2009) o redes neuronales (Hasegawa et al., 2002, Zha, 2003).

De las diversas técnicas para resolver el FLP, las basadas en GA han demostrado ser especialmente eficientes (Srinivas & Patnaik, 1994), y dentro de este grupo, las basadas en árboles de cortes (Tam, 1992) son eficaces en la búsqueda de soluciones geoméricamente aceptables. Los GA realizan una búsqueda estocástica guiada basada en la evolución de un conjunto de estructuras (cromosomas) como ocurre en las especies naturales (Goldberg, 1989). Los GA comienzan con un conjunto de soluciones al problema (población inicial) representadas por cromosomas (vectores finitos) generados al azar. Cada cromosoma se evalúa utilizando una función de evaluación para determinar su idoneidad para los requisitos del problema. La población inicial experimenta varias transformaciones para generar un nuevo conjunto de soluciones que heredan las mejores características de sus predecesores. Estas transformaciones son guiadas por algunos operadores genéticos (generalmente selección, cruce y mutación), que combinan o modifican los cromosomas que representan las soluciones. Este proceso se repite hasta alcanzar un criterio de parada previamente establecido, por ejemplo, si se alcanza un cierto número de iteraciones o se ha realizado un cierto número de iteraciones sin una nueva mejor solución.

Para que la disposición del CP sea realmente aplicable sin necesidad de ajustes manuales deben respetarse las restricciones geométricas de los elementos en el CP. Las soluciones que no se ajusten a estos límites deben considerarse inaceptables. Por esta razón, se propone utilizar el GA presentado en nuestro trabajo anterior Diego-Mas et al. (2009). Este GA permite resolver FLPs con estrictas restricciones geométricas utilizando árboles de corte para generar las soluciones. En este caso, un árbol de corte es un árbol binario en el que a cada hoja se le asigna un número entero único que corresponde al identificador de un elemento a ser dispuesto en el CP. Cada nodo interno representa la forma en que se corta (vertical u horizontal) una partición rectangular de la pantalla, asignando los elementos en cada rama del nodo en cada lado de la partición (Figura 1).

Figura 1: Generando una distribución mediante árboles de cortes

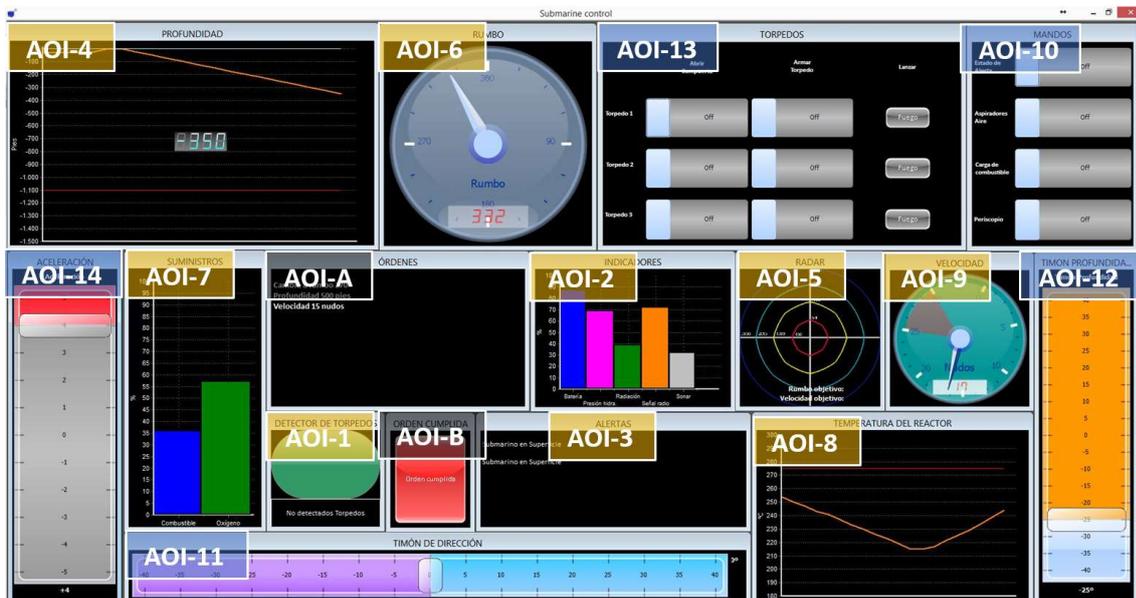


El AG propuesto trabaja en dos fases. La primera tratará de encontrar el árbol de cortes óptimo de acuerdo con los criterios de evaluación del diseño. La segunda fase tratará de obtener la mejor disposición posible de ella, modificando el tipo de corte que se realiza en los nodos internos del árbol de corte. Una descripción detallada de su funcionamiento se puede encontrar en Diego-Mas et al. (2008). Se ha supuesto que los datos obtenidos del seguimiento de la mirada de los usuarios que desempeñan una determinada actividad pueden ser empleados por un algoritmo evolutivo para optimizar el diseño de la interfaz. Para comprobarlo, se diseñó una interface mediante la cual un grupo de usuarios debían realizar determinadas actividades de forma secuencial. La interface simulaba un panel con mandos similares a los de un submarino (ver Figura 2) compuesto por 16 ventanas, ajustables en tamaño y posición, dentro de una ventana principal que ocupaba toda la pantalla disponible. El contenido de las ventanas podía ser de dos tipos: indicadores y controles.

Las ventanas mostraban información necesaria para el control de la nave (profundidad, velocidad, rumbo, radar, comunicación de órdenes, etc.) y los usuarios solo necesitaban interactuar con ellos visualmente. La distribución inicial de las ventanas de la interfaz se muestra en la Figura 2.

Se definió un Área de Interés (AOIs) para cada una de las ventanas identificadas mediante un número. Las AOIs 1 a 9 corresponden a las ventanas de los indicadores. En estas AOIs el usuario debía obtener información, sin que fuera necesario interactuar con ellas.

Figura 2: Distribución de las Áreas de Interés (AOI) en el interfaz de usuario.



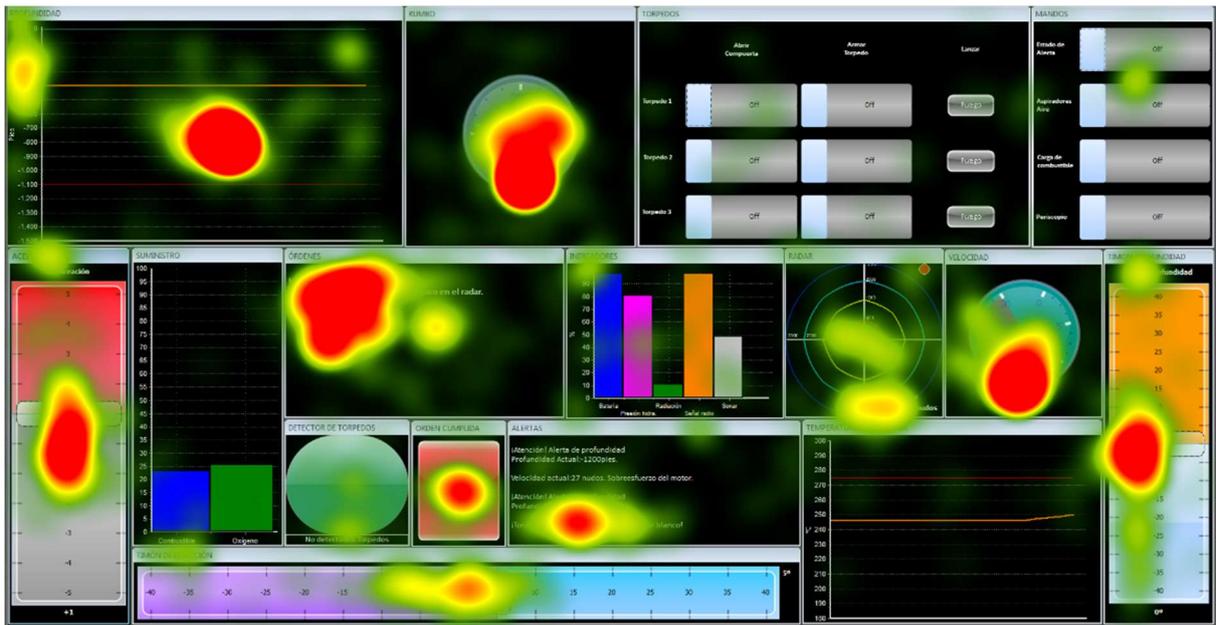
Se solicitó a los usuarios que realizaran diversas tareas mientras se capturaba el movimiento de sus ojos con el sensor integrado de seguimiento ocular Tobii T60. El software Tobii Studio® se utilizó para registrar y analizar los datos de rastreo ocular y realizar el proceso de calibración.

Para la muestra del estudio, se seleccionó a 20 personas (10 hombres y 10 mujeres) con edades comprendidas entre los 22 y los 42 años, acostumbradas al manejo de ordenadores e interfaces de usuario distribuidos en ventanas. Se dividió aleatoriamente a los usuarios en 2 grupos manteniendo la proporción de hombres y mujeres.

Inicialmente las tareas fueron realizadas por todos los usuarios con la distribución mostrada en la Figura 2. Con los datos obtenidos (Figura 3) se empleó el AG desarrollado para obtener una nueva distribución óptima. En una segunda fase, se solicitó a 12 de los usuarios que repitieron la experiencia con un interfaz cuyas ventanas estaban reorganizadas y redistribuidas por ellos mismos. Los otros 8 usuarios emplearon la distribución obtenida mediante el algoritmo genético.

El objetivo de esta aplicación práctica fue medir la mejora en la eficiencia en el desempeño de las actividades (tiempo de ejecución y errores cometidos) en ambos casos.

Figura 3: Mapa de calor medio de los usuarios



4. Resultados

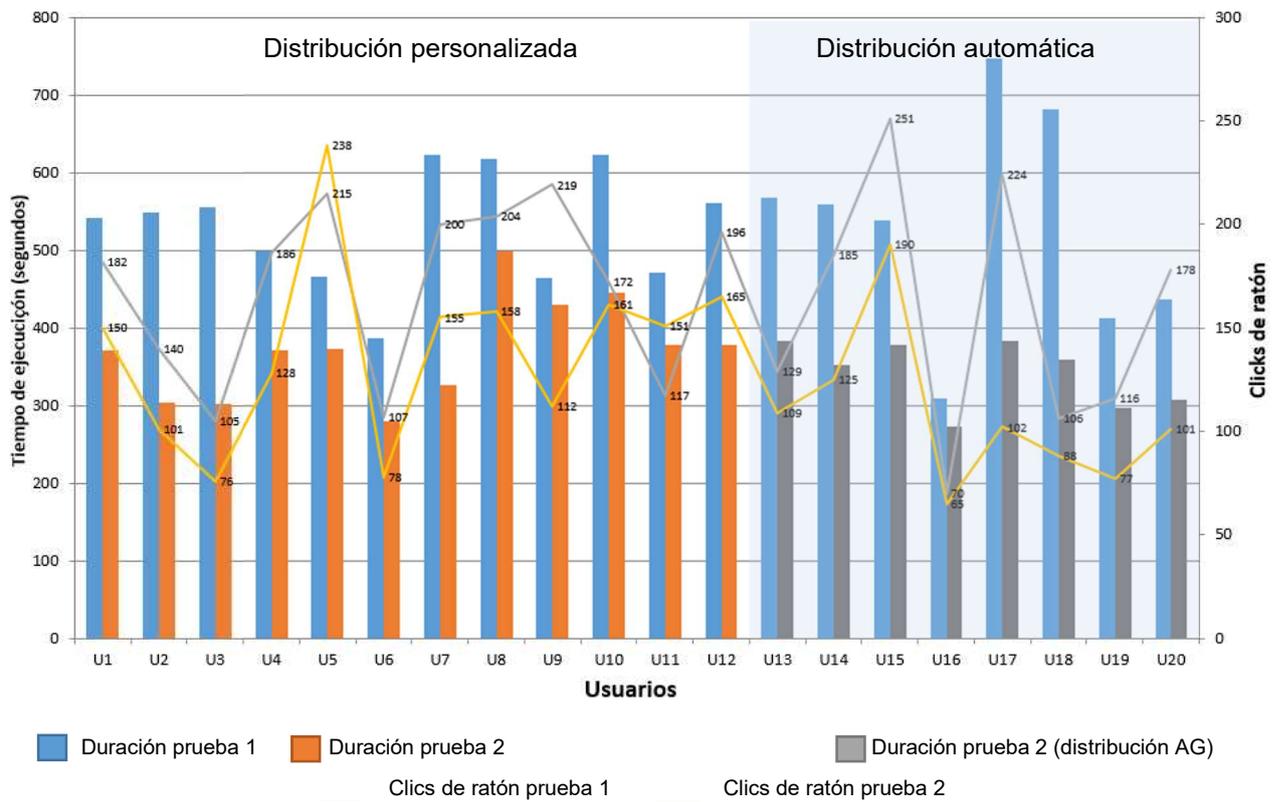
Los resultados obtenidos muestran que el tiempo de ejecución medio de las tareas asignadas en la prueba 1 (distribución prefijada) fue de 419,69 segundos. El tiempo de ejecución medio de las tareas asignadas en la prueba 2 fue, para los usuarios que personalizaron su interfaz de 308.61 segundos, y para los que emplearon la distribución obtenida por el algoritmo genético de 214.4 segundos (Figura 4).

De la misma forma, el número de clics de ratón medio necesarios fue de 165.10 en la distribución de la prueba 1, 139.42 para los usuarios que personalizaron su perfil, y 107.13 para los que usaron la distribución obtenida por el algoritmo genético.

En cuanto al número de errores cometidos, el número la media fue de 6.65 en la distribución de la prueba 1, 5.50 para los usuarios que personalizaron su perfil, y 4.88 para los que usaron la distribución obtenida por el algoritmo genético.

Como puede observarse, el tiempo de ejecución de una tarea, así como el número de errores cometidos, disminuyen cuando el usuario adapta el interfaz de usuario de un panel de control según su propio criterio. Por otra parte, el empleo de un sistema de generación automatizada de diseños mediante algoritmos genéticos, permite obtener distribuciones que minimizan los tiempos de ejecución y los errores.

Figura 4: Tiempos de ejecución y clics de ratón realizados por los usuarios



5. Referencias

- Alluisi, E. A., & Morgan, B. B. (1976). Engineering Psychology and Human Performance. *Annual Review of Psychology*, 27(1), 305–330. <https://doi.org/10.1146/annurev.ps.27.020176.001513>
- Alppay, C., & Bayazit, N. (2015). An ergonomics based design research method for the arrangement of helicopter flight instrument panels. *Applied Ergonomics*, 51, 85–101. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2015.04.011>
- Amaral, A. R. S. (2006). On the exact solution of a facility layout problem. *European Journal of Operational Research*, 173(2), 508–518. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2004.12.021>
- Carvalho, P. V. R., dos Santos, I. L., Gomes, J. O., Borges, M. R. S., & Guerlain, S. (2008). Human factors approach for evaluation and redesign of human-system interfaces of a nuclear power plant simulator. *Displays*, 29(3), 273–284. <https://doi.org/10.1016/j.displa.2007.08.010>
- Chapanis, A. (1996). *Human factors in systems engineering*. New York, NY: John Wiley & Sons, Inc.
- Degani, A., Palmer, E. A., & Bauersfeld, K. G. (1992). “Soft” Controls for hard displays: still a challenge. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 36, 52–56. <https://doi.org/10.1177/154193129203600114>
- Diego-Mas, J. A., Santamarina-Siurana, M. C., Alcaide-Marzal, J., & Cloquell-Ballester, V. A. (2009). Solving facility layout problems with strict geometric constraints using a two-phase genetic algorithm. *International Journal of Production Research*, 47(6), 1679–1693. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1080/00207540701666253>

- Diego-Mas, J. A., Santamarina-Siurana, M. C., Cloquell-Ballester, V. A., & Alcaide-Marzal, J. (2008). Slicing tree's geometric potential: an indicator for layout problems based on slicing tree structure. *International Journal of Production Research*, 46(4), 1071–1087. <https://doi.org/10.1080/00207540600932061>
- Dira, A., Pierreval, H., & Hajri-Gabouj, S. (2007). Facility layout problems: A survey. *Annual Reviews in Control*, 31(2), 255–267. <https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2007.04.001>
- Dyckhoff, H. (1990). A typology of cutting and packing problems. *European Journal of Operational Research*, 44(2), 145–159. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(90\)90350-K](https://doi.org/10.1016/0377-2217(90)90350-K)
- Foley, J. D., Kim, W. C., Kovacevic, S., & Murray, K. (1991). UIDE - An intelligent user interface design environment. In *Architectures for Intelligent Interfaces: Elements and Prototypes* (pp. 339–384). <https://doi.org/10.1145/107215.128716>
- Francis, G. (2000). Designing Multifunction Displays: An Optimization Approach. *International Journal of Cognitive Ergonomics*, 4(2), 107–124. https://doi.org/10.1207/S15327566IJCE0402_2
- Geman, S., & Geman, D. (1984). Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-6(6), 721–741. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.1984.4767596>
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. Boston, MA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc.
- Hani, Y., Amodeo, L., Yalaoui, F., & Chen, H. (2007). Ant colony optimization for solving an industrial layout problem. *European Journal of Operational Research*, 183(2), 633–642. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.10.032>
- Hasegawa, M., Ikeguchi, T., Aihara, K., & Itoh, K. (2002). A novel chaotic search for quadratic assignment problems. *European Journal of Operational Research*, 139(3), 543–556. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(01\)00189-8](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(01)00189-8)
- Holland, J. H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. University of Michigan Press. Ann Arbor.
- Holman, G. T., Carnahan, B. J., & Bulfin, R. L. (2003). Using linear programming to optimize control panel design from an ergonomics perspective. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 47(10), 1317–1321. <https://doi.org/10.1177/154193120304701047>
- Horberry, T. J., Burgess-Limerick, R., & Steiner, L. J. (2010). Controls and displays. In *Human Factors for the Design, Operation, and Maintenance of Mining Equipment* (pp. 119–144). <https://doi.org/doi:10.1201/9781439802335-c8>
- Hwang, S. L., Liang, S. F. M., Liu, T. Y. Y., Yang, Y. J., Chen, P. Y., & Chuang, C. F. (2009). Evaluation of human factors in interface design in main control rooms. *Nuclear Engineering and Design*, 239(12), 3069–3075. <https://doi.org/10.1016/j.nucengdes.2009.09.006>
- International Organization for Standardization. (2008). Ergonomic design of control centres — Part 5: Displays and controls. International Standard Organization.
- Islir, A. A. (1998). A genetic algorithm approach for multiple criteria facility layout design. *International Journal of Production Research*, 36(6), 1549–1569. <https://doi.org/10.1080/002075498193165>
- Jain, P. K., & Sharma, P. K. (2005). Solving Job Shop Layout Problem Using Ant Colony Optimization Technique. In *2005 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics* (Vol. 1, pp. 288–292). <https://doi.org/10.1109/ICSMC.2005.1571160>

- James, T., Rego, C., & Glover, F. (2009). Multistart tabu search and diversification strategies for the quadratic assignment problem. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part A: Systems and Humans*, 39(3), 579–596. <https://doi.org/10.1109/TSMCA.2009.2014556>
- Kantowitz, B. H., & Sorkin, R. D. (1983). *Human factors: understanding people-system relationships*. New York: Wiley.
- Kim, W. C., & Foley, J. D. (1990). DON: user interface presentation design assistant. In *UIST. Third Annual Symposium on User Interface Software and Technology. Proceedings of the ACM SIGGRAPH Symposium, Snowbird, Utah, USA, October 3--5, 1990* (pp. 10–20). <https://doi.org/10.1145/97924.97926>
- Kleinmuntz, D. N., & Schkade, D. A. (1993). Information Displays and decision processes. *Psychological Science*, 4(4), 221–227. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9280.1993.tb00265.x>
- Kroemer, K. H. E., Kroemer, H. B., & Kroemer-Elbert, K. E. (2001). *Ergonomics: How to design for ease and efficiency*. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall. Retrieved from <http://www.iloencyclopaedia.org/part-iv-66769/ergonomics-52353/work-systems-design/45-work-systems-design/controls-indicators-and-panels>
- Kusiak, A., & Heragu, S. S. (1987). The facility layout problem. *European Journal of Operational Research*. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(87\)90238-4](https://doi.org/10.1016/0377-2217(87)90238-4)
- Lin, C.-J., & Wu, C. (2010). Improved link analysis method for user interface design – modified link table and optimisation-based algorithm. *Behaviour & Information Technology*, 29(2), 199–216. <https://doi.org/10.1080/01449290903233892>
- Martin, C., Cegarra, J., & Averty, P. (2011). Analysis of Mental Workload during En-route Air Traffic Control Task Execution Based on Eye-Tracking Technique (pp. 592–597). Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-21741-8_63
- Merz, P., & Freisleben, B. (1999). A comparison of memetic algorithms, tabu search, and ant colonies for the quadratic assignment problem. *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation CEC99 Cat No 99TH8406*, 3(Fb 12), 2063–2070. <https://doi.org/10.1109/CEC.1999.785529>
- Nachreiner, F., Nickel, P., & Meyer, I. (2006). Human factors in process control systems: The design of human-machine interfaces. In *Safety Science* (Vol. 44, pp. 5–26). <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2005.09.003>
- Önüt, S., Tuzkaya, U. R., & Doğaç, B. (2008). A particle swarm optimization algorithm for the multiple-level warehouse layout design problem. *Computers & Industrial Engineering*, 54(4), 783–799. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2007.10.012>
- Raeesi, S., Osqueizadeh, R., Maghsoudipour, M., & Jafarpisheh, A. S. (2016). Ergonomic redesign of an industrial control panel. *International Journal of Occupational and Environmental Medicine*.
- Saifullah Hussin, M., & Stützle, T. (2014). Tabu search vs. simulated annealing as a function of the size of quadratic assignment problem instances. *Computers and Operations Research*, 43, 286–291. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2013.10.007>
- Sanders, M. S., & McCormick, E. J. (1993). *Human factors in engineering and design*. New York: McGraw-Hill .
- Srinivas, M., & Patnaik, L. M. (1994). Genetic algorithms: a survey. *Computer*, 27. <https://doi.org/10.1109/2.294849>
- Stainer, M. J., Scott-Brown, K. C., & Tatler, B. W. (2013). Looking for trouble: a description of oculomotor search strategies during live CCTV operation. *Frontiers in Human Neuroscience*, 7(September), 615. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2013.00615>

Starke, S., Howes, A., Morar, N., & Baber, C. (2015). Visual sampling in a road traffic management control room task. In S. Sharples, S. Shorrock, & P. Waterson (Eds.), *Proceedings of the International Conference on Ergonomics & Human Factors 2015* (pp. 503–511). Daventry, Northamptonshire: Taylor & Francis.

Stewart, T. (1995). Ergonomics standards concerning human-system interaction. *Applied Ergonomics*, 26(4), 271–274. [https://doi.org/10.1016/0003-6870\(95\)00031-7](https://doi.org/10.1016/0003-6870(95)00031-7)

Tam, K. Y. (1992). Genetic algorithms, function optimization, and facility layout design. *European Journal of Operational Research*, 63(2), 322–346. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(92\)90034-7](https://doi.org/10.1016/0377-2217(92)90034-7)

Wickens, C. D., Lee, J., Liu, Y. D., & Gordon-Becker, S. (2003). *An introduction to human factors engineering* (2nd editio). Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, Inc.

Wu, C., & Liu, Y. (2009). Development and evaluation of an ergonomic software package for predicting multiple-task human performance and mental workload in human-machine interface design and evaluation. *Computers and Industrial Engineering*, 56(1), 323–333. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2008.06.013>

Zha, X. F. (2003). Soft computing framework for intelligent human-machine system design, simulation and optimization. *Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications*, 7(3), 184–198. <https://doi.org/10.1007/s00500-002-0196-4>