

Modelo circumplejo del afecto aplicado al control de sistemas dinámicos

José Danilo Rairán Antolines¹

Recibido:
9 de marzo de 2009

Aceptado:
18 de mayo de 2009

Resumen

En este artículo se propone la construcción de una estrategia de control de sistemas dinámicos nueva, basada en las emociones humanas. Se quiere emular las emociones porque psicólogos y neurocientíficos han demostrado que son indispensables en el proceso de toma de decisiones, y esta es la tarea de todo controlador. Se exponen cuatro campos de aplicación para esta invención, en los cuales la autonomía y la adaptación son esenciales. Además, ocho modelos computacionales de las emociones son referenciados, dado que involucran la cognición; se concluye que es necesario hacer ajustes para incluir uno de ellos en una estrategia de control. Por esto se formula, como aporte del artículo, el uso del modelo circumplejo del afecto; este etiqueta a la combinación de dos variables como una emoción humana.

Palabras clave: Modelos de las emociones humanas, toma de decisiones, modelo circumplejo del afecto, control autónomo.

Abstract

In this paper we propose the design of a new control strategy for dynamic systems based on human emotions. Since psychologists and neuroscientists have demonstrated that emotions are indispensable in the Decision-Making-Process, and decision-making is the work of every controller, it is our desire to emulate emotions in the systems design. Here we deal with four areas of application for this invention in which autonomy and adaptability are essential. As well, eight emotion computational models are referenced. Given that these involve cognition, it is concluded as necessary to make adjustments to include one of these in a control strategy. For this reason, this article formulates the use of the Circumplex Model of Affect, a model which labels a human emotion as a variable.

Keywords: Human Emotion Models, Decision-Making Processes, Circumplex Model of Affect, Autonomous Control.

¹Docente en la Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Candidato a Doctor en Ingeniería en Sistemas y Computación.
drairan@udistrital.edu.co

Introducción

El uso de la razón no es suficiente en el proceso de toma de decisiones, además son indispensables las emociones. La combinación entre la razón y las emociones facilita la elección entre opciones, cuando el número de variables a evaluar aumenta y resulta difícil determinar un óptimo [1].

En el control de sistemas dinámicos tradicional se imita el uso que los humanos damos a la lógica. Esto con el fin de estimar una corrección, la cual es la salida de todo algoritmo de control. La hipótesis de este trabajo es que añadir emociones emuladas a un controlador, incrementa la cantidad de decisiones que este puede exhibir [2], y si a esto se suma una capacidad de aprendizaje, se logra un controlador adaptable a circunstancias, incluso para las cuales este no fue diseñado.

Algunas de las funciones de las emociones son: seleccionar el centro de atención, comparar alternativas en la toma de decisiones, facilitar la comunicación, integrar las señales provenientes de sensores, servir como mecanismo de alarma, formar parte en los procesos de aprendizaje y ayudar en el control de la memoria [3].

Las emociones humanas básicas están relacionadas con motivaciones de supervivencia, y esto puede asociarse con el trabajo de un controlador; sin embargo, debe mencionarse que no todos los controladores necesitan de emociones, solo si estas mejoran su rendimiento. Por ejemplo, la ira es útil para impedir que una situación continúe; el disgusto permite corregir algo que no contribuya con la satisfacción de las necesidades; el temor es un mecanismo de defensa en contra de las amenazas; la alegría es una recompensa cuando se alcanza una meta; la sorpresa es activada en presencia de un objeto novedoso, y la tristeza se manifiesta cuando no se está en condición de satisfacer una necesidad [4].

Un controlador basado en las emociones

humanas, en contraste con uno convencional, tiene las características siguientes [5]:

1. Es flexible, sofisticado y presenta conductas más complejas.
2. Actúa de una manera más cercana a la humana, debido a que no usa solo la razón, sino que combina esta con las emociones para tomar decisiones.
3. Puede responder rápido usando poca información.

Algunas de las aplicaciones más importantes de un controlador basado en emociones son las siguientes:

1. En los vehículos no tripulados, –UAV– por sus siglas en inglés. Estos son utilizados en la exploración de sitios o condiciones ambientales difíciles para el hombre. La propuesta más reciente es la exploración de otros planetas, por esto es deseable el máximo de autonomía en todos sus mecanismos. Los tiempos de transmisión de información pueden hacer que los vehículos se pierdan si esperan órdenes con respecto a continuar o no un movimiento y cómo hacerlo, por tanto deben ser capaces de tomar decisiones y adaptarse a condiciones para las cuales no fueron contruidos. Por ejemplo, deben saber elegir su destino y la forma de llegar a él, sin dirección humana, asimismo deben evitar condiciones perjudiciales para su funcionamiento [6].

2. En procesos donde puedan ocurrir fallas múltiples y la seguridad sea primordial, por ejemplo en la aviación. En la actualidad el tratamiento de estas eventualidades se basa en el uso de sistemas redundantes o estrategias de control reconfigurables, en lo cual el control robusto y las redes neuronales son las opciones más probadas [7]. Cuando un avión sufre una avería durante el vuelo, no es posible realizar el proceso de sintonización con las condiciones nuevas; lo ideal es que el controlador se adapte por sí solo y garantice al menos la estabilidad [8].

3. En la robótica. Para que los robots humanoides sean verosímiles deben tener

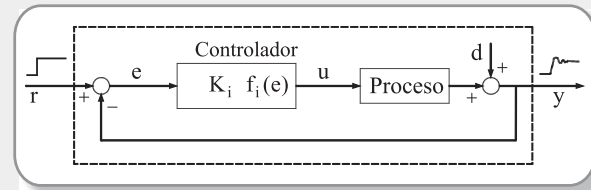
expresiones y movimientos similares a los humanos, es decir, con velocidades y rutas que varían de acuerdo con la situación [9]; esto implica que deben reconocer su ambiente y de acuerdo con este adecuar sus movimientos. Son objeto de estudio actual el movimiento de los brazos, de la cabeza y las expresiones del rostro [10]. En otro sentido, si en realidad se quiere que en algún momento los robots sean autónomos, ejecutando planes propios, deben tener voluntad, lo cual implica aspectos aún en discusión como la imaginación, la atención y la conciencia, en los cuales las emociones, emuladas o propias, juegan un papel fundamental [11].

4. En el desarrollo de interfaces humano-computador, -HCI- por sus siglas en inglés; campo dentro del cual se desarrolla la computación afectiva. Esta busca crear algoritmos que capturan la naturaleza de las emociones humanas, para implementarlas en los computadores, con lo que se espera facilitar la interacción entre los humanos y las máquinas, debido a que se tiene en cuenta el estado emocional del usuario y se responde de acuerdo con él [12].

Arquitectura de control convencional

En la figura 1 se presenta la arquitectura de un sistema de control convencional, así se busca dar claridad en cuanto a algunos términos en el artículo. El objetivo del control es que una variable física de salida $-y-$ siga lo que dicta otra, en este caso $-r-$. Con este fin se compara, en todo momento, lo que se percibe $-y-$ con lo que se desea $-r-$, así se obtiene la señal de error $-e-$. Esta señal alimenta al controlador, y con base en ella se toman las decisiones, las cuales se expresan mediante la variable $-u-$, que sirve de entrada al proceso controlado. $-d-$ representa una señal sobre la cual no se tiene dominio, pero que sí influye en el valor de la salida.

Figura 1. Arquitectura de control convencional. Los bloques y conexiones dentro del cuadro punteado son el sistema de control. El bloque "proceso" es sobre el que se actúa y el bloque "controlador" es con lo que se actúa.



Un ejemplo de controlador convencional es el conocido como PID. Este tiene en cuenta lo que está pasando con el error en cada instante $-P-$, la historia del comportamiento del error, resumida en el valor de la integral $-I-$, y la tendencia de cambio del error, medida por medio de la derivada $-D-$, como se muestra en la ecuación 1.

$$u(t) = K_p \cdot e(t) + K_d \cdot \frac{de(t)}{dt} + K_i \cdot \int e(t) dt \quad (1)$$

La determinación de las tres ganancias se conoce con el nombre de sintonización. Existen métodos matemáticos, empíricos y combinaciones entre ellos para sintonizar. Una vez determinadas las ganancias no se cambian, pues se supone que tanto el proceso, como los demás partes del sistema de control se mantienen invariantes en el tiempo. Aunque esto es relativamente cierto para algunas aplicaciones, en otras no.

Existen dos formas de compensar los cambios que puedan presentarse en los parámetros de un sistema. La primera es observar el proceso y volver a sintonizar cuando la efectividad del controlador caiga de un nivel prefijado. La segunda es buscar que el algoritmo de control tenga en cuenta los cambios y se reajuste, lo cual es ideal cuando la supervisión humana continua no es posible. Esta es la tarea de un controlador basado en emociones, en el cual se busca el incremento de la autonomía.

Referentes teóricos

Cualquier idea acerca de las emociones debe estar soportada por dos pilares: la psicología y la neurociencia. La primera busca definir las emociones humanas y su relación con la cognición; además, estudia el uso de estas en la interacción social, las expresiones del rostro, el contenido emocional del discurso, e incluso del texto, entre otros [9].

En relación con un controlador, la psicología estudia el aprendizaje; entendido este como un cambio de conducta, resultado de una práctica o una experiencia. Cuando se aprende se obtiene conocimiento, y este es indispensable en el proceso de toma de decisiones que debe realizar el controlador. Hay varios tipos de aprendizaje, uno de ellos es el asociativo. Este se divide en dos, los cuales son conocidos como condicionamiento clásico, o de Pavlov, y operante, o de Skinner [13]. Otros tipos de aprendizaje son el juego y la imitación, pero no se exponen en este artículo.

En el condicionamiento clásico se busca, por ejemplo, que una rata asocie un estímulo, como la aparición de un sonido, con una respuesta deseada. Primero se presenta otro estímulo (el cual debe generar la respuesta deseada, por ejemplo un choque eléctrico), a la vez con el sonido. Hasta cuando el animal asocia la aparición del sonido con la ejecución de la respuesta deseada. En ese momento se afirma que el animal aprendió. El motor del aprendizaje en este caso es el temor [14].

Además de la psicología, el otro pilar en el estudio de las emociones es la neurociencia. Esta define al sistema límbico en el cerebro como el centro de las emociones. Los dos componentes fundamentales de este sistema son la amígdala y la corteza orbito-frontal.

La amígdala es considerada como la responsable de la evaluación emocional de los estímulos y de dirigir la atención y la memoria de larga duración. La corteza orbito-

frontal es reconocida por ser la encargada de la toma de decisiones [15]; incluso hasta una decisión perceptiva simple es influenciada por el contenido emocional de un estímulo [16].

Las herramientas básicas de la neurociencia son las imágenes de resonancia magnética funcional (fMRI, por sus siglas en inglés), la tomografía de emisión de positrones (PET, por sus siglas en inglés), los electroencefalogramas y los magnetoencefalogramas [17]. Mediante estas imágenes los neurocientíficos obtienen conocimiento nuevo, gracias a la correlación de una conducta humana con las imágenes de estructuras especializadas del cerebro, mientras estas están activas. Además, también es importante el estudio de caso, por razón del cual todo el tiempo se están rompiendo paradigmas, así como se sustentan algunos y se reformulan otros más.

El análisis de las imágenes brinda la posibilidad de desarrollar modelos computacionales de las emociones humanas y su relación con el proceso de toma de decisiones. El análisis de los resultados tiene en cuenta la función de cada estructura cerebral y las proyecciones entre estas; de esta manera, las proyecciones y sus funciones son interpretadas y traducidas a algoritmos matemáticos, con lo cual se llega a los modelos.

Modelos computacionales de las emociones

Investigadores en ciencias de la cognición y áreas afines han propuesto muchos modelos computacionales de las emociones; estos son útiles para probar o refutar teorías sobre las emociones, también en la realización de experimentos que por ética no se pueden efectuar sobre humanos o animales. Uno de los más completos, basado en aportes de la neurociencia, estudia la interacción entre la atención y la memoria [18]. Un número

menor modela el proceso cognitivo de la toma de decisiones, en especial aplicado a la robótica y a los agentes virtuales, en donde se deben planear los movimientos de manera autónoma. De estos se resaltan dos por ser utilizados en el control de sistemas dinámicos, como se propone en este artículo. El primero usa redes neuronales para hacer un control adaptable y autónomo [19]. Aunque este trabajo se ha continuado, no ha tenido un impacto alto, medido en referencias al autor u otras publicaciones.

El segundo modelo ha tenido una relevancia mayor, aunque en principio no fue diseñado para el control de sistemas dinámicos. Sus autores buscan reproducir el aprendizaje emocional que ocurre en la amígdala, así como la reacción de la corteza orbito-frontal, la cual es encargada de inhibir la salida de la amígdala, cuando esta genera una reacción inapropiada [20]. Una de las razones por las cuales el modelo es usado en control es porque las ecuaciones que expresan las conexiones entre los elementos y el trabajo de cada componente se reducen a comparaciones y a las cuatro operaciones básicas. Esto hace que el algoritmo sea útil en aplicaciones que exijan tiempo real.

Las partes del modelo son la amígdala, la corteza orbito-frontal, la corteza sensorial, el tálamo y una señal de recompensa. Esta última sin par en la anatomía humana. Se utiliza la amígdala, debido a que ella reacciona de manera innata ante estímulos, como el dolor o algunos olores, y puede realizar asociaciones nuevas, es decir, aprender de estímulos considerados antes neutros, como explica el aprendizaje asociativo. En el modelo, la salida de la amígdala nunca decrece de valor: una vez aprende nunca olvida. Por esto se requiere la corteza orbito-frontal; su fin es inhibir las reacciones emocionales, si no son adecuadas. La corteza sensorial es la encargada de adquirir y direccionar los estímulos de entrada. Asociada a ella está el tálamo, representado por el máximo de los estímulos de entrada. Su trabajo es simular un sistema rápido de clasificación de señales.

En la validación del modelo se realizan tres experimentos. El primero demuestra que el modelo puede asociar una señal de entrada a una salida emocional, luego desasociarla, cuando no existe señal de refuerzo, y finalmente puede reasociarla. Esta es la funcionalidad mínima de un modelo con aprendizaje asociativo. El segundo experimento demuestra que solo se memoriza un estímulo a la vez y los demás son bloqueados. En el tercero, una señal puede ser entrenada para inhibir la acción de otra.

Con base en el modelo de Morén se ha propuesto una estrategia de control denominada BELBIC, por las siglas en inglés de “controlador inteligente basado en el aprendizaje emocional del cerebro” [21]. De este se promueve su capacidad de adaptación, en aplicaciones tan diversas como un intercambiador de calor, un sistema de potencia, un vehículo espacial, un motor sincrónico, una lavadora eléctrica y un motor de reluctancia variable. En un solo artículo se controlan tres procesos: el oscilador de Duffing, el de Van Der Pol y un sistema balancín [22]. Para comparar los resultados se presenta la tabla 1.

Tabla 1. Parámetros de ajuste del controlador BELBIC. La salida de cada sistema es y_p , la salida deseada es y_r , la posición es x , el ángulo del balancín es θ_c , el error es e .

	Van der Pol	Duffing	Balancín
S	$[2y_p \ 3y_r]^T$	$[2y_p \ 5y_r]^T$	$[10x \ 1000e \ 500\theta_c]^T$
Rew	$650e + 50 \int e$	$1000e + 20 \cdot \frac{de}{dt}$	$1000 \left(4e + 2 \int e + 5 \frac{de}{dt} \right)$
α_a	$1 \cdot 10^{-6}$	$1 \cdot 10^{-10}$	$1 \cdot 10^{-5}$
α_o	$2 \cdot 10^{-3}$	$3 \cdot 10^{-2}$	$7 \cdot 10^{-6}$

La señal $-S-$ en la tabla 1 es la entrada sensorial del controlador; $-Rew-$ es la señal de recompensa, esta permite el aprendizaje; $-\alpha_a-$ y $-\alpha_o-$ son constantes que definen la velocidad de aprendizaje del modelo. Se deben ajustar entre seis y ocho parámetros para que el control cumpla con su trabajo; sin embargo, en el artículo no hay criterios para seleccionar los valores de las constantes o la composición de las señales $-S-$ o $-Rew-$,

sino que todo el trabajo, afirman, le queda al diseñador, mediante ajustes por ensayo y error. El controlador se adapta a cambios en la señal de entrada y a ruido añadido, pero estos están desde el momento de sintonización, por lo cual en realidad no es posible predecir el comportamiento ante condiciones desconocidas para el controlador. Se puede concluir que el controlador se adapta, pero nunca puede decirse que es autónomo.

El valor máximo de la señal de control es otro inconveniente. En el primer sistema llega a 700 N, en el segundo a 200 N y en el tercero, donde el actuador es un motor, a 900 V. Estos no son valores que se puedan lograr en un laboratorio convencional, así que el cálculo matemático e idealizado dista mucho de lo que ocurre en la realidad. Esto significa que aún hace falta trabajo para considerar que se tiene un controlador adaptable, autónomo y basado en las emociones humanas.

A continuación se da una descripción breve de otros modelos computacionales, los cuales pueden tenerse en cuenta en la generación de una estrategia nueva de control de sistemas dinámicos.

Jorge L. Armony, et. al. 1997. Incluye en el grupo de trabajo a Joseph E. LeDoux. Proponen un modelo conexionista para el condicionamiento clásico por temor como método de aprendizaje.

Katsuhiko Miyazaki, et. al. 1998. A partir de las observaciones del comportamiento de ratas ante un experimento, presentan un modelo donde la amígdala influye en la formación de la memoria y en el aprendizaje en el cerebro.

R. Manzotti, G. Metta, G. Sandini. 1999. Emulan en un modelo las conexiones y funciones de estructuras cerebrales, las cuales permiten la asociación entre un estímulo y una señal de refuerzo. Implementan su modelo en el control del movimiento autónomo de un brazo robótico.

François Michoud. 2002. Su modelo se llama EMIB. Este es aplicado en la planeación de movimiento de un robot móvil, del cual se desea autonomía, para lo cual se utilizan las variables motivación y emoción.

Robert P. Marinier III, John E. Laird. 2004. Construyen un modelo y lo prueban con el funcionamiento de un agente en un juego interactivo. El modelo incluye un componente cognitivo y otro físico; dentro de estos están las emociones, la memoria, la percepción y el sistema motor.

Alessandre Grecucci, Richard Cooper, Raffaella Rumiati. 2007. Con base en el estudio del efecto de observar imágenes con contenido emocional negativo mientras se repite una acción, se plantea un modelo. Este explica el punto de vista competitivo y sinérgico de las emociones en la ejecución de tareas cognitivas.

Los modelos computacionales mencionados en este apartado, pueden separarse en dos grupos. Uno en el cual sus componentes son estructuras cerebrales, como la amígdala y la corteza orbito-frontal. En el otro grupo los componentes son las funciones mentales que se quieran emular, como la memoria, la emoción o la evaluación de alternativas. En realidad ninguno de ellos presenta ventajas sobresalientes sobre el otro, así que la construcción de un modelo nuevo puede valerse de cualquiera de los dos enfoques.

Es importante anotar que solo uno de los ocho modelos, EMID, tiene una salida emocional que pueda etiquetarse como alguna de las emociones humanas, para el caso alegría o tristeza, ira o temor. Los demás tienen como salida una variable que pasa de cero a uno, o un rango entre cero y uno, para emular la activación de la emoción. Si se quiere que un controlador emule las emociones humanas, hace falta más, como se explica en el apartado siguiente.

Teoría dimensional de las emociones

En esta sección se propone asumir un modelo continuo de las emociones en la estrategia de control nueva. Esto significa que existen teorías donde las emociones son discretas, por lo cual algunas de ellas se convierten en principales o básicas. Debido a que el punto de vista discreto ha inspirado la mayoría de aplicaciones en ingeniería, resulta conveniente mencionar algunos de sus teóricos. Robert Plutchik describe las emociones como procesos de adaptación que colaboran en la supervivencia de los seres vivos y distingue ocho emociones principales. Paul Ekman estudia las emociones a través de las expresiones del rostro y define seis emociones básicas. Uno más es Nico Frijda, quien afirma que las emociones son la respuesta a las situaciones, y describe seis emociones principales. Los estudios con base en las emociones básicas buscan utilizar la ira y el temor, en primera instancia, por ejemplo, en algoritmos de búsqueda y en la generación de autonomía [23].

En contraposición con las teorías discretas de las emociones se presentan las continuas, con dos enfoques: uno conocido como teoría de la valoración y otro como teoría dimensional del afecto. Dos expositores de la primera propuesta son los psicólogos Richard Lazarus y Craig Smith. Esta busca definir las emociones como resultado de la evaluación de una situación, lo cual explica el porqué una misma condición activa emociones variadas en una persona, en función del contexto, o emociones distintas en personas distintas.

En la definición de la emoción se tiene en cuenta lo repentino de la situación, la importancia de la meta que se busca, el control que se pueda tener de la situación, la energía disponible, entre otros aspectos. Al respecto se han documentado proyectos que usan de 5 a 16 variables [24]. En la actualidad se trabaja en la sustentación de esta teoría desde la

neurociencia; además, en su complementación con el uso de la teoría de sistemas dinámicos no lineales y en la generación de modelos computacionales [25].

El segundo enfoque de las teorías continuas es la teoría dimensional. Esta es propuesta por James Russell en 1980, quien midió los estados emocionales en los humanos por medio de dos variables: la valencia y la activación. La valencia indica si una experiencia emocional es positiva o negativa, en un rango continuo que pasa por neutro. La activación va de inactiva hasta muy activa [26]. Cuando Russell realizó las mediciones, las ubicó en un sistema coordinado, con la valencia como eje horizontal y la activación como vertical. Así es visible que las emociones ocupan una región circular, por lo cual se conoce a este aporte como el modelo circumplejo de las emociones, véase la figura 2. Aunque esta teoría se planteó desde la psicología, en años recientes se le ha dado sustento desde la neurociencia, por ejemplo [27] demuestra la existencia de un circuito cerebral encargado de definir la valencia y otro, el nivel de activación.

Mediante el uso del modelo circumplejo se han realizado aportes en medicina, en psicología, en el análisis del lenguaje y en música, entre otros campos. Trabajos más cercanos al tema del artículo son la medición del estado emocional de una persona y el cambio de las características de presentación de la pantalla en un teléfono móvil [28]; también, la medición del estado emocional de un jugador, con el fin de cambiar las características de un juego de video [29].

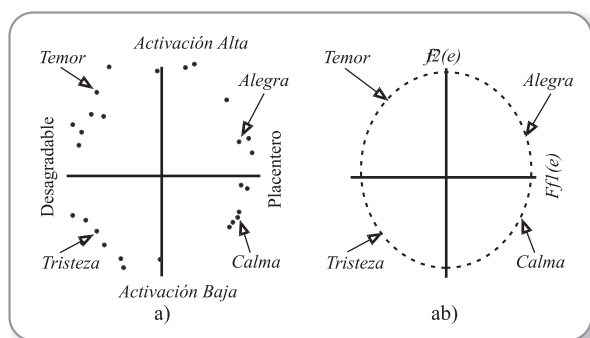
Otro trabajo, realizado por Manny Sanguillen, mide el estado emocional de una persona a través de la velocidad y posición de algunos puntos sobre el brazo y la mano, mientras se golpea una puerta. Esto con el fin de hacer verosímiles los movimientos de los robots.

Otro aporte relacionado con la robótica es el diseño y construcción de EDDIE.

Este robot regula la actuación de los servomotores que componen el movimiento de sus orejas, ojos y boca en la generación de expresiones emocionales [30]. Del análisis de las aplicaciones se concluye que la teoría dimensional tiene características que la hacen útil en el planteamiento de una estrategia de control basada en las emociones. Una de ellas es la evaluación continua del estado emocional y otra, la facilidad de implementación; esta última medida a través de la variedad de campos en donde se ha usado.

El trabajo futuro consiste en asignar funciones matemáticas a los ejes del modelo circuplejo. Estas deben depender del error y representar estados emocionales, como se presenta en la figura 2. Una vez definida la emoción se evaluará la forma en que cada estado puede transformarse, para llevarlo a un punto de equilibrio emocional. Las acciones que se tomen deben tener en cuenta la experiencia acumulada por el controlador, durante un proceso de aprendizaje continuo.

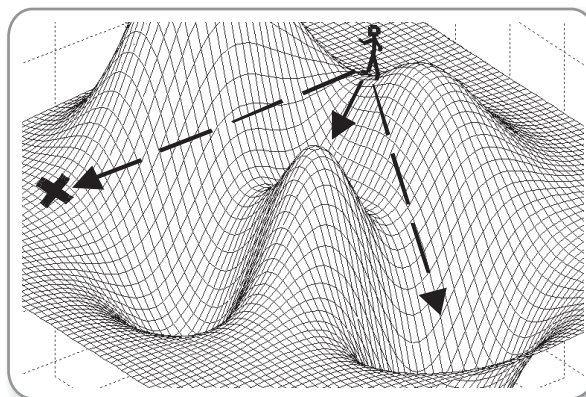
Figura 2. Modelo circuplejo de las emociones. Russell 1980. a) La alegría es la combinación de una valencia positiva alta y una activación media; la tristeza, valencia negativa alta y activación baja. b) Definición de los ejes valencia y activación en función del error.



Ahora bien, recuérdese que el trabajo de un controlador puede considerarse como una toma de decisiones, porque este mantiene, aumenta o disminuye su salida, con el fin de dirigir el comportamiento de un sistema dinámico, para que este pase de un estado inicial a otro deseado, llamado referencia.

Se utilizará el plano fase, porque es una herramienta matemática que permite visualizar la dinámica del sistema controlado. En el eje “x” está la variable a controlar, y en el “y”, la variación temporal de esa variable, o derivada. Se anexa un eje, el “z”, como una medida relacionada con la energía del sistema. A cada coordenada “x,y” se le asocia un valor de energía, con lo cual se genera un paisaje. Así, cuando el estado actual del sistema cambia en el tiempo, este se mueve a través de “valles” y “colinas”, hasta alcanzar un punto de equilibrio estable, en un mínimo; o un máximo, si es un estado de equilibrio inestable, como se presenta en la figura 3.

Figura 3. Dinámica del sistema en el plano fase, extendido a 3D. Las coordenadas del estado actual corresponden a la ubicación de un agente virtual, el cual tiene la tarea de ir a otro estado, deseado, y lo hace tomando decisiones con base en estados emocionales.

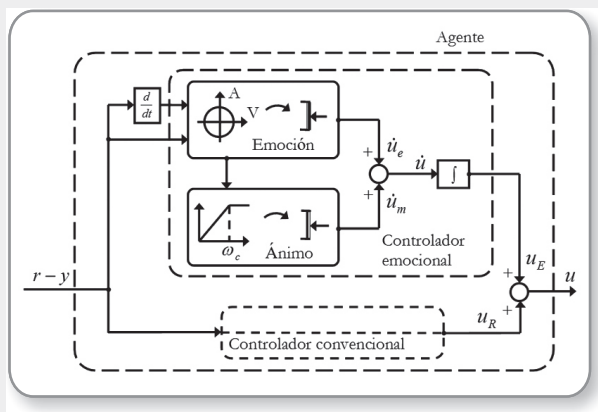


Una de las innovaciones de este trabajo es considerar a la dinámica de la salida de la planta, en cada instante de tiempo, en el plano fase, como si fuera el viaje de un agente virtual, el cual tiene como objetivo llegar a una coordenada específica: la referencia. El agente disminuye la distancia entre el punto donde está y a donde desea llegar, para ello toma decisiones racionales y emocionales. Lo racional es el resultado de la aplicación de cualquier estrategia de control.

La componente emocional del controlador tiene dos partes: el estado emocional (instantáneo), y el ánimo (un acumulado),

ver la figura 4. El estado emocional ideal es la calma: neutra en valencia y poco activa; ésta se asocia con un estado en donde la distancia a reducir, en el paisaje 3D, es pequeña o nula, y la tendencia es que todo siga igual, por lo cual se decide mantener la corrección que se tenía.

Figura 4. Modelo circumplejo en la definición de las emociones. Se define un estado emocional, y a este se le asocia la corrección que debe hacer el controlador. La señal $r - y$ y corresponde a $-e$ en la figura 1; asimismo $-u$ es la salida del controlador, aquí denominado agente.



El ánimo depende de cuanto tiempo el agente experimenta una misma emoción, y se implementa mediante un filtro pasabajos, con el estado emocional como entrada. Con el ánimo se evita el efecto de los cambios rápidos de una emoción a otra, causados por transiciones en la señal de referencia. La corrección que emite el controlador, desde el punto de vista emocional, es la suma de la decisión basada en la emoción y en el ánimo. La corrección aplicada al sistema dinámico corresponde a la suma de la contribución racional y la emocional, con lo cual se emula cooperación; aunque también es posible imitar competencia.

Si bien es cierto que se trabaja en la aplicación del controlador emocional en sistemas no lineales, como adelanto, se han alcanzado resultados sobre sistemas lineales de orden uno y dos. La estrategia de control propuesta está dirigida a sistemas que requieran adaptación, porque alguno de sus parámetros

varía, o en donde se necesita autonomía. Por ejemplo en el tratamiento de sistemas ante fallos, en robótica móvil, o en vehículos no tripulados.

Conclusiones

Psicólogos y neurocientíficos han demostrado que en el proceso de toma de decisiones es indispensable una combinación entre la razón y las emociones. Por esto es acertado emularlas en un controlador de sistemas dinámicos, debido a que el trabajo de este es decidir cuál es una acción de corrección en función de la dinámica de una variable conocida como error. En este sentido se han realizado algunas propuestas, pero aún no se ha alcanzado la autonomía, la cual se cree es la ventaja mayor que estos controladores deben tener.

En la construcción de un modelo de emociones nuevo, pueden utilizarse dos enfoques. El primero es un modelo conexionista, con sus componentes como estructuras cerebrales; en el segundo se utilizan bloques, correspondientes a las funciones cerebrales que se quieren emular. En este artículo se ha visto que ninguno de los dos enfoques presenta una ventaja significativa con respecto al otro.

La teoría dimensional conocida como modelo circumplejo del afecto tiene características que la hacen útil en el planteamiento de una estrategia de control nueva. Una de ellas es la evaluación continua del estado emocional, otra es la facilidad de implementación, pero la más importante es que su salida puede etiquetarse como una emoción humana.

Bibliografía

- [1] Damasio Antonio (1994). Descartes' error: Emotion, Reason, and Human Brain, Ed. Penguin Books. USA.
- [2] Ziemke Tom (2007). On the role of

- emotion in biological and robotic autonomy, *BioSystems*. Jul 17.
- [3] Scheutz, M. (2005). Useful Roles of Emotions in Artificial Agents: A Case Study from Artificial Life, *Proc. of AAAI*. AAAI Press, San José, CA, Jul: 42–48.
- [4] Michaud F, Robichaud E., and Audet J. (2001). Using motives and artificial emotions for long-term activity of an autonomous robot, *Proc. Of the Fifth International Conference on Autonomous Agents*, ACM Press, Montreal, Canada: 188–189.
- [5] Goerke N., Henne T., and Müller J. (2004). Neural networks for the EMOBOT robot control architecture, *Neural Computing & Application Journal*, Vol. 13, Issue 4, Dec: 299–308.
- [6] Ippolito C., Pisanich G., and Young L. A. (2005). Cognitive Emotion Layer Architecture for Intelligent UAV Planning, Behavior and Control, *Aerospace Conference, 2005 IEEE*, Big Sky, Montana USA, Mar: 1–16.
- [7] Zhang Y., Liu J., Hesketh T., Clements D. J., and Eaton R. (2006). A Fault Accommodation Control for Nonlinear Systems, *Cybernetics and Systems Analysis*, Vol. 42, No. 1: 8–17.
- [8] Savran Aydogan, Tasaltin Ramazan, Becerikli Yasar (2006). Intelligent adaptive nonlinear flight control for a high performance aircraft with neural networks, *ISA Transactions*, Volume 45, Number 2, April: 225–247.
- [9] Pollick Frank, Hale Joshua, and McAleer Phil (2003). Visual Perception of Humanoid Movement, *Third International Workshop on Epigenetic Robotics*, Boston, MA, USA, August 4-5: 101–114.
- [10] Wang Emily, Lignos Constantine, Vatsal Ashish, and Scassellati Brian (2006). Effects of Head Movement on Perceptions of Humanoid Robot Behavior, *HRI'06*, March 2–4, Salt Lake City, Utah, USA: 180–185.
- [11] Sanan Murray (2005). Consciousness, Emotion, and Imagination. A Brain-Inspired Architecture for Cognitive Robotics, *AISB'05: Social Intelligence and Interaction in Animals, Robots and Agents*, University of Hertfordshire, Hatfield, UK. 12 - 15 April: 26–35.
- [12] H. Ahn and R.W. Picard (2006). Affective Cognitive Learning and Decision Making: The Role of Emotions, *Symposium: the 18th European Meeting on Cybernetics and Systems Research (EMCSR 2006)*, Vienna, Austria, Ap: 1–6.
- [13] Levine D. S. (2007). Neural network modeling of emotion, *Physics of Life. Reviews. Science Direct. Elsevier*, Vol. 4: 37–63.
- [14] T. Sigurdsson, V. Doyère, C. K. Cain, and J. E. LeDoux, (2007). Long-term Potentiation in the Amygdala: A cellular mechanism of fear learning and memory, *Journal Neuropharmacology, Elsevier*, Vol. 52, Issue 1, Jan: 215–227.
- [15] Rushworth M.F.S., Behrens T.E.J., Rudebeck P.H., and Walton M.E. (2007). Contrasting Roles for Cingulate and Orbitofrontal Cortex in Decisions and Social behavior, *Journal TRENDS in Cognitive Sciences, Science Direct, Elsevier*, Vol.11, Issue 4, Mar: 168–176.
- [16] Mériau Katja, Wartenburger Isabell, Kazzler Philipp, Prehn Kristin, Class-Hinrich Lammers, Meer Elke van der, Villringer Arno, and Heekeren Hauke (2006). A Neural Network Reflecting Individual Differences in Cognitive Processing of Emotions During

- Perceptual Decision Making, *Journal NeuroImage*, Science Direct, Elsevier, Vol 33, Issue 3, Nov: 1016–1027.
- [17] Jabbi M., Swart M., and Keysers C. (2007). Empathy for positive and negative emotions in the gustatory cortex, *Journal NeuroImage*, Science Direct, Elsevier, Vol 34, Issue 4, Feb: 1744–1753.
- [18] Fragopanagos N., Taylor J. G. (2006). Modelling the interaction of attention and emotion, *Neurocomputing* 69: 1977–1983.
- [19] Zhdanov A. A., Vinokurov A. N. (1999). Emotions Simulation in Methodology of Autonomous Adaptive Control, *Proceedings, International Symposium on Intelligent Control/Intelligent Systems and Semiotics IEEE*, Cambridge, MA September 15–17.
- [20] Jan Morén, Christian Balkenius (2000). A Computational Model of Emotional Learning in the Amygdala, The MIT Press. *Proceedings of the 6th International Conference on the Simulation of Adaptive Behavior*.
- [21] Caro Lucas, Danial Shahmirzadi (2004). Introducing BELBIC: Brain emotional learning based intelligent controller, *Intelligent Automation and Soft Computing*, Vol. 10, No. 1: 11–22.
- [22] Ali Reza Mehrabian, and Caro Lucas (2005). Emotional Learning based Intelligent Robust Adaptive Controller for Stable Uncertain Nonlinear Systems, *International Journal of Computational Intelligence*. Volume 2 Number 4: 246–252.
- [23] L. D. Cañamero (2003). Designing Emotions for Activity Selection in Autonomous Agents, eds., *Emotions in Humans and Artifacts*, Cambridge, MA: The MIT Press: 115–148.
- [24] Marinier, R.P., Laird, J.E. (2007). Computational Modeling of Mood and Feeling from Emotion, *CogSci 2007*. Nashville, TN: 461–466.
- [25] Sander David, Grandjean Didier, Scherer Klaus, (2005). A systems approach to appraisal mechanisms in emotion, *Neural Networks, Special Issue*. Vol 18: 317–352.
- [26] Russell James A., Barrett F. Lisa (1999). Core Affect, Prototypical Emotional Episodes, and Other Things Called Emotion: Dissecting the Elephant, *Journal of Personality and Social Psychology*. Vol. 76. No. 5: 805–819.
- [27] Posner Jonathan, Russell James, and Peterson Bradley (2005). The circumplex model of affect: An integrative approach to affective neuroscience, cognitive development, and psychopathology, *Development and Psychopathology* Vol. 17: 715–734.
- [28] Fagerberg Petra, Ståhl Anna, Höök Kristina (2004). eMoto: emotionally engaging interaction, *Personal and Ubiquitous Computing*, vol 8: 377–381
- [29] Peter Christian, Herbon Antje (2006). Emotion representation and physiology assignments in digital systems, *Interacting with Computers*, Vol 18: 139–170.
- [30] Sosnowski Stefan, Kühnlenz Kolja, and Buss Martin, (2006). EDDIE - An Emotion-Display with Dynamic Intuitive Expressions, *The 15th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN06)*, Hatfield, UK, September: 569–574.