

Control basado en emociones. Una revisión

Control based on human emotions: A Survey

José Danilo Rairán Antolines Ph.D. (c)

Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Colombia.

drairan@udistrital.edu.co

Recibido para revisión 9 de septiembre de 2009, aceptado 4 de junio de 2010, versión final 21 de junio de 2010

Resumen—En este artículo se presenta el estado del arte con respecto a modelos computacionales de emociones humanas, así como los desarrollos actuales de controladores emocionales y se propone un esquema de control nuevo basado en las emociones. La introducción incluye la utilidad de las emociones humanas en máquinas y sus aplicaciones. Los trabajos referenciados son clasificados en cuatro grupos. En el primero se muestra por qué la lógica difusa ha sido útil en la emulación de las emociones humanas. En seguida se estudian las redes neuronales, porque están siendo usadas en agentes y robótica. Luego se explica la contribución de la neurociencia. Finalmente se mencionan los algoritmos actuales de control basados en emociones. Este artículo concluye que la implementación de emociones en controladores no solo es importante, sino indispensable si el propósito es mejorar la capacidad de adaptación en un controlador.

Palabras Clave: Control Adaptable Inteligente, Emociones, Proceso de Toma de Decisiones.

Abstract—In this paper we present a survey of computational models of human emotions, also current developments of “emotional controllers”, as well as a new control scheme based on emotions. The introduction included the utility of emotions in machines and their possible applications. The referenced works are classified into four groups. In the first one is showed why fuzzy logic has been useful in the emulation of human emotions. Next, the neural nets are studied, because agents and robotic are making use of this type of math algorithms. After that, the contribution of neuroscience is explained. Lastly, current control algorithms based on human emotions are mentioned. This paper concludes that the implementation of emotion on controllers is not only important, but indispensable if the goal is to improve the adaptability.

Keywords: Emotion, Emotional Decision-Making Processes, Intelligent Adaptive Control.

I. INTRODUCCIÓN

En la vida diaria se reconoce la importancia de las emociones, pero el tratar de implementarlas en máquinas parece imposible o poco ético; sin embargo, científicos de todo el mundo han probado que esto no sólo es posible, sino indispensable si la máquina debe tener la habilidad de planear, o si enfrenta ambientes desconocidos. Este es el caso de algunos robots, agentes virtuales y, especialmente enfatizado en este artículo, los algoritmos de control. Estos deben ser adaptables para manejar la incertidumbre en parámetros del proceso controlado o durante fallas. Los autores piensan que las emociones humanas pueden ser el concepto clave para mejorar la adaptación del algoritmo de control ante los cambios, porque esa es uno de las funciones que tienen en las personas.

La tarea de un algoritmo de control convencional es generar una acción de corrección, con la cual se activa una planta o proceso, para que este presente un comportamiento deseado. Esto se realiza implementando un lazo cerrado, en el cual la variable de salida es medida por un sensor. En seguida se hace una comparación entre el valor de referencia y la señal del sensor, y esa es la entrada del controlador, conocida como error. Un controlador manipula la dinámica de la planta al minimizar el error, a su vez tiene otras ventajas como el que hace al sistema más inmune a señales de disturbio y ruido. El trabajo del controlador, según se expuso, consiste en “tomar una decisión adecuada” de manera que se minimice el error. Este proceso lo realizan las personas en todo momento, por ejemplo en el control de movimiento. Se ha demostrado, como se hace referencia adelante, que en este proceso de toma de decisiones, el cerebro, además del pensamiento, utiliza las emociones. De esta manera, este trabajo tiene como hipótesis el que si las emociones son útiles en el proceso de toma de decisiones humana, también lo son en el control de sistemas dinámicos, debido al paralelismo

que se en los dos procesos: en una persona y en un sistema dinámico.

Existen tantas definiciones de las emociones como campos de la ciencia; por esto se opta por asumirlas solamente como un mecanismo que ayuda a modificar o mantener la relación entre la máquina y su ambiente [1]. Sin embargo el trabajo del autor permite sugerir que las emociones pueden ser vistas como el producto visible de otra forma de pensar, la cual complementa la razón, en el proceso de toma de decisiones, basado en la evaluación de percepciones, relacionada con el conocimiento y las metas, y caracterizada por un nivel de activación y un valor, el cual puede ser positivo o negativo, como se explicará más adelante. Algunas de las funciones de las emociones son: seleccionar del 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 procesos de aprendizaje, y ayudar en el control de la memoria, entre otras tareas [1]-[4].

La implementación de emociones en máquinas es útil para los investigadores, porque les permite evaluar teorías sobre las emociones, además, les permite mejorar la interacción entre los humanos y las máquinas, así como estudiar aspectos prohibidos por la ética, también de contestar a la duda de si es necesario que las máquinas experimenten emociones reales o solo virtuales [5], [6]. Para implementar las emociones se debe observar el ambiente; este da pistas con respecto a cuáles, cuántas y qué signo e intensidad deben tener. Por eso se concluye que no todas las máquinas necesitan emociones: solo si estas mejoran su rendimiento. Aún así, sí existe un acuerdo en cuanto a cuáles son las básicas, sobre todo en robótica y agentes virtuales. Todas las emociones básicas están relacionadas con motivaciones de supervivencia. Por ejemplo, *la ira* es útil para impedir que una situación continúe; *el disgusto* para corregir algo que no contribuye 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 cual motiva a que se busque una vez más; *la sorpresa* es disparada en presencia de un objeto novedoso, y *la tristeza* se manifiesta cuando la criatura no está en condición de satisfacer una necesidad [7]-[9].

Las emociones han sido estudiadas por la etología, psicología, filosofía, neurociencia y la inteligencia computacional, entre otras. Por esta razón sus aplicaciones tienen relación con muchos aspectos. La siguiente es una lista relativa a ciencias de la computación. Hay modelos que tratan de medir la respuesta emocional frente a robots, lo cual es útil para mejorar el diseño de los robots. Otros estudios investigan la forma en que la persona imprime emociones en texto o en el discurso; esto tiene dos propósitos: el primero, en algoritmos de identificación, y el segundo, para su uso en máquinas que resulten más creíbles. El efecto de la música y los juegos por computador también ha sido estudiado. Así la relación entre música, arte, entretenimiento

y cognición en humanos puede ser clarificada desde enfoques emergentes de las emociones. Hay modelos que reproducen las expresiones faciales; esto es común en agentes artificiales y en robótica, como se observa en [9]-[15].

La computación afectiva es otra aplicación de las emociones humanas en máquinas. Esta busca hacer al computador emocional. Es un área en desarrollo y está relacionada con el tema del artículo, porque sus algoritmos deben transformar las emociones humanas para ser usadas dentro de los computadores. La computación afectiva busca: 1) reducir la frustración de los usuarios acerca de los computadores, 2) hacer la comunicación humano-computador más fácil, 3) desarrollar aplicaciones donde se tenga en cuenta las emociones del usuario, y finalmente, 4) construir herramientas para mejorar la forma en que se presentan las emociones, principalmente si el usuario sufre desordenes emocionales. Además, la computación afectiva es incluida dentro del trabajo conocido como HCI, por las siglas en inglés de interfaces computador-humano. Algunos de sus proponentes y trabajos pueden encontrarse en [16]-[18].

Este artículo está organizado como sigue. La sección II provee una revisión del enfoque difuso, acerca de los modelos computacionales de las emociones. La sección III describe el uso de redes neuronales, relacionadas con las emociones y los procesos de aprendizaje. En la sección IV se estudia la contribución de la neurociencia. La sección V presenta algunos algoritmos de control actuales, los cuales hacen uso de las emociones. En la sección VI se hace la descripción de una propuesta con respecto a lo que puede ser un controlador, el cual incluya el concepto de emociones para ajustar la dinámica de un proceso. Finalmente, en la sección VII están las conclusiones.

II. MODELOS DE LAS EMOCIONES CON LÓGICA DIFUSA

La lógica difusa fue una de las primeras herramientas usadas para desarrollar modelos computacionales de las emociones. En esta sección se presentan cinco trabajos, los cuales son útiles para mostrar la evolución de este campo, así como sus aplicaciones. Estas permiten afirmar que la lógica difusa es importante en la definición de una estrategia novedosa de control, lo cual es el propósito de la investigación de los autores.

En [19] el autor usa la inferencia difusa para definir la emoción en la lectura de un poema, por medio de la mezcla de ocho emociones. En el proceso se identifican nueve reglas y cinco conjuntos difusos; así, por ejemplo, la primera regla es: "si la emoción antigua es negativa, y la palabra actual es negativa, entonces la nueva emoción es negativa". Un aporte más es la presentación de la forma como se define el signo e intensidad de la emoción en una palabra. Este trabajo, y análogos, pueden ayudar a transformar el discurso de un robot, de "robótico" a un sonido más natural.

La lógica difusa adaptable es usada en [20] para ayudar a redes neuronales a incrementar la adaptación de sistemas de control ante cambios. El autor hace énfasis en que las emociones son esenciales en el diseño de la arquitectura de sistemas inteligentes; para lo cual, en este caso, se utiliza matemática, psicología y filosofía. El artículo incluye tres partes; en la segunda se muestra cómo las funciones de membresía pueden ser usadas para relacionar el aprendizaje, la emoción y el control.

El trabajo en [21] desarrolla una mascota virtual para evaluar el uso de la lógica difusa en la generación de emociones virtuales; con el fin de poder confirmar si la emoción hace más creíble el comportamiento de la mascota. El artículo expone modelos matemáticos previos al suyo, y enfatiza en las ventajas y desventajas de cada modelo, con lo cual se soporta su trabajo. En seguida se explica el modelo propuesto, compuesto por tres módulos: emocional, de aprendizaje y de toma de decisiones, ver Figura 1.

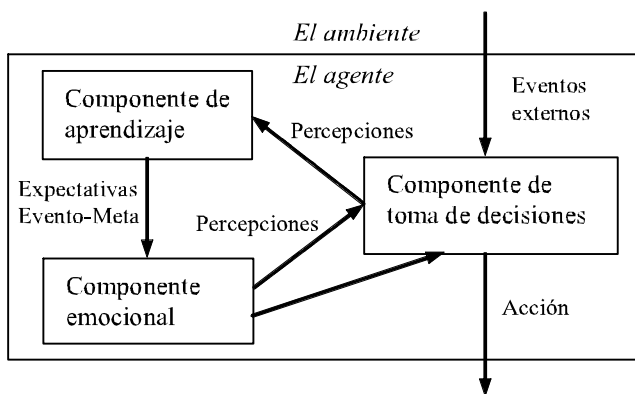


Figura 1. Arquitectura del agente en [21].

El componente de interés en este artículo es el primero: el módulo emocional. Este evalúa cuán deseable es un evento, considerando el impacto del evento en las metas del agente y la importancia de la meta afectada. Ambos, impacto e importancia, son las entradas a conjuntos difusos. Una vez medido cuán deseable es el evento, pues esta es la salida del modelo, el módulo de aprendizaje evalúa la expectativa de ocurrencia del evento. El siguiente paso resulta de la definición de seis emociones básicas (alegría, tristeza, decepción, alivio, esperanza y temor), y otras ocho, combinación de las básicas. Por ejemplo, *esperanza*, para los autores, es la medida de la ocurrencia de un evento no confirmado y deseable. Aspectos que resultan luego de la evaluación con lógica difusa, y que sirven de entradas a (1).

$$Esperanza = (1,7 \cdot expectativa^{0,5}) + (-0,7 \cdot deseable) \quad (1)$$

La evaluación de las emociones concluye con una mezcla de emociones. Por tanto, cada una es confrontada con la motivación

(como la sed o el hambre), y el ánimo, para tener una única emoción coherente, asimismo, para seleccionar un comportamiento a ser activado. El decaimiento de la emoción se evalúa, y es realimentado como el estado de ánimo de la mascota. El módulo de aprendizaje, el cual se detalla, usa el aprendizaje mediante "Q-learning". Este algoritmo es importante porque no requiere de un modelo del proceso para evaluar si una acción de entrada resultará en comportamientos adecuados o no. El aprendizaje en este algoritmo se basa en el reforzamiento. Cada vez que se corre Q-learning, se asignan premios o castigos, y se tiene una función objetivo la cual es maximizar los premios. El primer trabajo al respecto fue publicado como una tesis de doctorado en 1989 por C. Watkins.

El control de robots basado en el modelado de emociones se presenta en [22]. Una contribución de este artículo es el uso de mapas cognitivos difusos. Ellos son desarrollados para relacionar las emociones, los estados emocionales, el estado fisiológico y la acción a ser activada. Se busca reducir el tiempo de máquina, por medio de reglas sí-entonces, por lo cual resulta ideal para aplicaciones en tiempo real.

El modelo con lógica difusa en [23] provee un método para cuantificar los estados emocionales, durante un juego por computador. El modelo tiene dos partes: en la primera se transforman cuatro señales fisiológicas (respuesta galvánica de la piel, frecuencia cardíaca, una electromiografía de la sonrisa y de cuánto se frunce el ceño), en la intensidad y el signo de la emoción. En el proceso se utiliza el método de Mandani, y se implementan 22 reglas. La segunda parte, toma la intensidad y signo para transformarlas en cinco salidas (aburrimiento, reto, excitación, frustración y diversión), como resultado de la combinación de 67 reglas. Los autores utilizan 12 participantes, seis para generar los datos de entrenamiento del modelo, los restantes para validarlo. El resultado de este artículo puede ser el cambiar la presentación de los juegos de acuerdo con la emoción que este produce en el usuario. Además, este trabajo prueba que la lógica difusa es útil para la medición de estados emocionales en humanos.

III. REDES NEURONALES COMO MODELOS DE LAS EMOCIONES

En seguida se presentan algunos científicos reconocidos, y sus contribuciones en el estudio de las emociones, en relación con las redes neuronales. Joseph E. LeDoux es director del "Center for Neural Science of the New York University". Él analiza las estructuras neuronales y las relaciones involucradas en procesos emocionales, especialmente en el temor. Andrew Ortony es profesor de psicología, educación y ciencias de la computación en "Northwestern University". Él explica las emociones en términos de representaciones del conocimiento y lógica como un mecanismo para inferir las emociones de otros.

Stephen Grossberg es director del "Center of Excellence for Learning in Education, Science, and Technology", y Daniel S. Levine es profesor de psicología en el "College Science of University of Texas"; juntos ven las emociones como señales neuronales que relacionan centros cerebrales conceptuales e instintivos.

Las primeras aplicaciones de las emociones las veían sólo como valores positivos o negativos; sin embargo, las reconocían como esenciales en el entendimiento de procesos cognitivos. Esto queda demostrado con el estudio del paradigma de condicionamiento clásico o de Pavlov. Este es una clase de aprendizaje asociativo, el cual define la relación entre una respuesta neutra y otra incondicionada en la transformación de la neutra a una respuesta condicionada. Esta es la esencia de los procesos de aprendizaje. El condicionamiento clásico fue simulado por Grossberg usando redes neuronales, y los trabajos posteriores se basan en este trabajo [24]. El paradigma del condicionamiento operante también se ha estudiado; este incluye la recompensa y el castigo en el proceso de cognición. Para estudiar el condicionamiento operante, Grossberg desarrolló una red llamada "gated dipole". El análisis de la cognición y su relación con la emoción es complementada por estudios de desórdenes emocionales, o estudios de caso, como la esquizofrenia y el autismo. Esta clase de desórdenes da pistas de cómo mejorar los modelos computacionales. En este sentido, además, en [25] se recomienda estudiar la relación entre emoción, conciencia, atención, instintos y memoria.

Las redes neuronales han sido esenciales en la explicación de teorías de la mente y de datos experimentales tomados de cerebros humanos, y si estas son útiles para explicar la operación del cerebro humano, pueden tomarse para construir modelos del proceso de toma de decisiones en robots. Uno de estos experimentos es la observación hecha por Benjamín Libet, et al (1983). Esta asocia el movimiento espontáneo de un dedo, ocurriendo aproximadamente 350 ms antes de que el participante fuera consciente del deseo de la acción. Esta observación ha sido la inspiración de muchas ideas acerca de lo que es la conciencia. Una de estas usa las redes neuronales para construir un modelo compuesto por cinco partes, donde las emociones son centrales. La emoción, en ese modelo, explica por qué ocurre el retardo medido [26]. El trabajo busca contestar qué se necesita para ser consciente, luego, cómo eso puede ser implementado en un modelo computacional. Para los autores la respuesta está en la percepción, memoria, emoción y acción, e implementado en redes neuronales. Este enfoque filosófico es adecuado para implementar algoritmos de control basado en emociones humanas.

Algunos grupos de investigación han mostrado la forma en la cual las redes neuronales son útiles en la definición de conductas, por ejemplo en robots o agentes [27], [28]. Esto se hace teniendo control de lo que se va a hacer, en lo cual son esenciales las señales de sensores y los estados emocionales del momento. Hasta ahora, la red más común ha sido la red

perceptron multicapa, entrenada por el algoritmo *back-propagation*, con un tamaño de red que depende de su uso: tan simple como tres capas o tan compleja como una red modular. Además, algunas veces, en los modelos, se separa la producción de las emociones y el proceso de aprendizaje; cuando se hace esto, el algoritmo *Q-learning*, mencionado en la sección anterior, ha sido el favorito en el aprendizaje. Debido a que en la definición de emociones, las redes neuronales toman en cuenta las señales de sensores, son una opción a considerar en la construcción de un algoritmo de control, como desean los autores de este artículo.

IV. LA NEUROCIENCIA EN MODELOS DE LAS EMOCIONES

La neurociencia es uno de los campos de la ciencia con mayor auge, y cubre muchas especialidades, las cuales estudian el cerebro, donde la ciencia actual localiza las emociones. Uno de los procedimientos de los neurocientíficos para obtener nuevo conocimiento es la correlación de una conducta humana con imágenes de componentes especializados del cerebro, mientras estos están activos. Esta correlación se basa en los conceptos de la neurofisiología. El resultado son mapas del cerebro, los cuales algunas veces se complementan con la medida de potenciales evocados cerebrales (ERP de sus siglas en inglés) [29]. La neurociencia cognitiva utiliza las imágenes de resonancia magnética funcional (fMRI) y la tomografía de emisión de positrones (PET) [30]-[31]. Además los electroencefalogramas y los magnetoencefalogramas son tecnologías complementarias de fMRI y PET. Es importante mencionar que aunque los neurocientíficos usan tecnología moderna de obtención de imágenes; sin embargo, las contribuciones de la filosofía, por miles de años, y de la psicología, por cientos, no pueden ser olvidadas. Todos los enfoques de la ciencia que investiguen el cerebro deben ser usados en el desarrollo de una estrategia de control.

Algunos neurocientíficos tienen como principio mirar el cerebro como si este fuera compuesto por subsistemas o estructuras, donde se soportan las emociones. El sistema límbico es uno de esos subsistemas. Entre otros, hacen parte de este la amígdala, la corteza órbito-frontal (OFC) y el hipotálamo. La amígdala es considerada como la responsable de la evaluación emocional de los estímulos, de dirigir la atención, así como de dirigir la memoria de larga duración [32]. Esto comenzó a ser concluido a partir de estudios en monos con el lóbulo temporal lesionado. El resultado fue que ellos no expresaban ira, temor o cuidado por sus crías. Estudios posteriores en la amígdala mostraron, además, pérdida de motivación.

La corteza órbito-frontal es otra estructura, reconocida por ser la encargada de la toma de decisiones [33]. Incluso hasta una decisión perceptiva simple es influenciada por el contenido emocional del estímulo [34],[35]. Uno de los estudios que soporta esto muestra que la respuesta ante imágenes emocionales reduce la habilidad de realización de tareas con una meta definida. [36]. El hipotálamo es la última mencionada en este artículo.

Esta no produce emociones, pero es reconocida como un centro importante de regulación, producción y liberación de hormonas, tales como noradrenalina, dopamina y serotonina, las cuales son llamadas también neuromodulares, por su función. Finalmente, otras partes del cerebro han sido incluidas en los procesos emocionales (por ejemplo el cerebelo y el giro cingulado anterior) [33],[37].

La influencia de la neurociencia en el control viene de los resultados del análisis de las imágenes. Esta brinda la posibilidad de desarrollar modelos computacionales de las emociones, porque sus modelos estudian las proyecciones entre estructuras cerebrales, así como la función de cada estructura. Las proyecciones y sus funciones pueden ser interpretadas como algoritmos matemáticos: este es el concepto clave. Otra definición que se debe tener en cuenta, en la elaboración de algoritmos de control usando neurociencia, es la plasticidad sináptica. Esta es la habilidad natural de las células nerviosas para realizar, cambiar o eliminar conexiones entre células, lo cual es relacionado con los procesos de aprendizaje y con los modelos computacionales.

Ahora se presentan algunos modelos computacionales que utilizan la neurociencia. Por ejemplo la implementación de un brazo robótico, el cual aprende cómo y cuándo moverse [38]. Su modelo incluye la relación entre el estímulo sensorial, el tálamo, la amígdala, y otras áreas, como el hipocampo. El autor selecciona la regla de aprendizaje Hebbiana como regla de aprendizaje. El siguiente modelo, en [39], contiene el tálamo, la corteza sensora, el OFC y la amígdala. La importancia de este modelo es su uso directo como controlador de sistemas dinámicos.

Otros resultados de la neurociencia que pueden ser usados en el desarrollo de un modelo computacional son, por ejemplo, las contribuciones de Rolls, una de las cuales es [32]. En esta se desarrolla un esquema donde muestra a los caminos gustativos, olfativos, visuales y somato sensoriales a la corteza orbito-frontal, así como algunas salidas de esta última. Un aporte diferente está en [33], en él se presenta el trabajo de la corteza orbito-frontal y el giro cingulado anterior, así como la utilidad del estriatum ventral y la amígdala. De otra parte en [40] se combina el estudio de las emociones y la conciencia. Esto muestra la necesidad de incluir otros aspectos, y no solo las emociones, en este tipo de modelos. Un trabajo está en [41], su contribución está en la conclusión acerca de la necesidad de un proceso de "regulación de emociones". Esto puede ser una característica esencial en el trabajo de investigación que se plantean los autores de este artículo.

Finalmente, se presenta la propuesta de Jean-Marc Fellous, acerca de la necesidad de no considerar las emociones como soportadas por una estructura definida en el cerebro, porque esto tiene al menos dos problemas: el primero es que no existe un centro especializado del cerebro en emociones, al contrario, la experimentación ha probado que muchas partes del cerebro están comprometidas en la producción y regulación de la

emoción. 2) No existe ninguna estructura dedicada exclusivamente a la producción de emociones. Todas ellas tienen más de una función; así, el enfoque actual resulta equivocado, porque cada modelo asigna una única función por estructura [42], [43]. Fellous propone un modelo neuromodulatorio de las emociones. En la Figura 2. se muestra el esquema propuesto por Fellous, en el cual la neuromodulación tiene niveles de influencia diferentes. Este es un punto de vista que debe ser considerado.

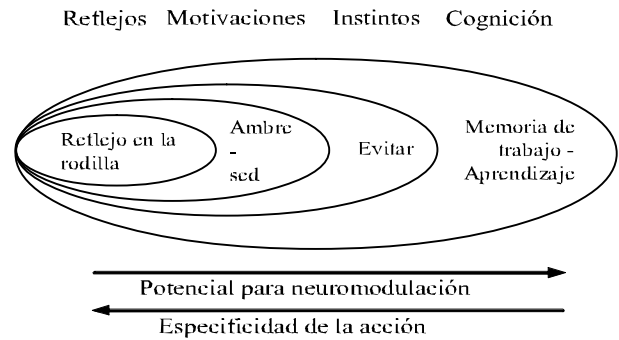


Figura 2. Esquema de la neuromodulación en [42]. Los reflejos son fijos, con patrones de movimiento específicos, por tanto la neuromodulación tiene poca influencia en ellos. El lado opuesto en la Figura, la cognición, no tiene respuestas predefinidas para cada estímulo.

V. ALGORITMOS DE CONTROL BASADOS EN EMOCIONES

Una clasificación probable de los controladores basados en las emociones se fundamenta en su propósito. Este puede ser el cambiar los parámetros de otro controlador, o ser el controlar exclusivo. El trabajo en [44] pertenece al primer grupo; en él se sugiere el ajuste de los parámetros de un controlador difuso o PID trabajando como controlador de un sistema clásico de segundo orden, el nombre PID se debe a las contribuciones Proporcional, Integral y Derivativa con respecto a la entrada del controlador. Otro trabajo, pero sobre el proceso de toma de decisiones, incluye el algoritmo *Q-learning* y las redes neuronales [45], desafortunadamente este no ha sido continuado desde 2003.

Algunas propuestas más actuales se muestran en [46]-[48]. Una vez más, el primer trabajo es aplicable a sistemas dinámicos, y los siguientes a agentes o robots. En [49] se explica uno de los modelos más completos, útil en la navegación de un vehículo no tripulado (UAV, por sus siglas en inglés). Una lección importante de esta aplicación es que controladores convencionales, como el PID, pueden ser trabajados al mismo tiempo con este tipo de controlador inteligente. Los trabajos anteriores muestran que la neurociencia es la fuente de inspiración actual en la invención de controladores basados en

emociones, pero se sugiere que las contribuciones de la psicología también deben ser consideradas.

Este artículo no puede finalizar sin mencionar las contribuciones de Caro Lucas. Sus prototipos son un buen ejemplo de cómo aplicar la neurociencia en la ingeniería. Él, y sus colaboradores, que incluyen ingenieros de todo el mundo, han demostrado que el control de sistemas dinámicos basado en emociones es posible. Algunas de sus aplicaciones incluyen: multi agentes en la simulación de ambientes de rescate, el control de un micro intercambiador de calor, de sistemas no lineales, de un motor sincrónico, de un sistema multivariable, del lanzamiento de un vehículo aeroespacial, entre otros [50]-[54].

Una opción más para generar el controlador emocional es considerar un modelo basado en definiciones psicológicas o por medio de neuromodulación. Un modelo psicológico de las emociones que puede ser implementado es recomendado en [55]. Este incluye tres niveles de cognición: nivel reactivo (el más básico), rutinario y reflectivo. En este sentido, es posible que el modelo propuesto por Marvin Minsky sea uno de los más completos. Él, quien ha trabajado en inteligencia artificial los últimos cuarenta años, propone un modelo con seis niveles: desde las reacciones instintivas hasta la auto-conciencia, ver Figura. 3. Esta propuesta puede encontrarse en su libro *“The Emotion Machine”*. El modelo está pensado para robots, lo cual significa que debe ser evaluado y traducido, si se quiere aplicar en controladores de sistemas dinámicos, donde el movimiento ya no es importante.

VI. UNA PROPUESTA DE UN CONTROLADOR DE PROCESOS CON EMOCIONES

En este apartado se propone un algoritmo de control basado en las emociones humanas. Se tiene en cuenta que la neurociencia ha demostrado que en el proceso de toma de decisiones los humanos utilizamos las emociones, y no solo la lógica, esto con el fin de evaluar opciones de manera rápida y con información escasa. De otra parte, se observa que el trabajo de un controlador puede considerarse como una toma de decisiones, porque este mantiene, aumenta o disminuye su salida con el fin dirigir el comportamiento de un sistema dinámico, para que este pase de un estado inicial a otro deseado, llamado referencia.

Una de las innovaciones de este trabajo es considerar la dinámica de la salida de la planta, 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 lógicas y emocionales. La lógica es el resultado de la aplicación de cualquier estrategia de control, pero por ahora se considera solo el caso más sencillo, esto es, un controlador proporcional con ganancia unitaria o nula, en función de la prueba que quiera hacerse.

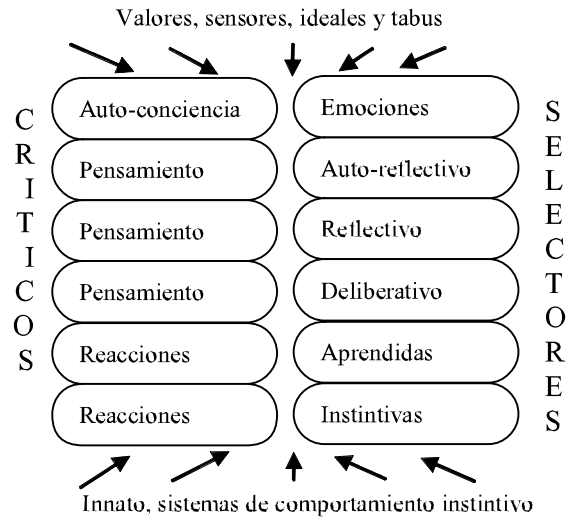


Figura 3. Arquitectura propuesta por Marvin Minsky.

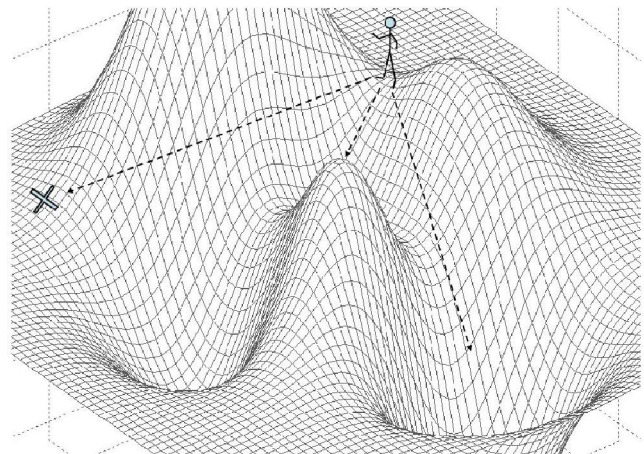


Figura 4. Agente virtual en el plano fase, extendido a 3D.

Se utiliza 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 más, 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, Figura. 4.

La componente emocional del controlador tendrá dos partes: el estado emocional (instantáneo), y el ánimo (un acumulado). En la definición de la emoción se utiliza un diagrama circular. En el eje "x" está la valencia, y en "y", el nivel de activación. La

valencia va de lo más negativo a lo más positivo, pasando por neutro; el nivel de activación comienza en inactivo y termina en muy activo. Con estos dos valores se define el estado emocional, Figura 5. Por ejemplo, la alegría es positiva y muy activa, y la tristeza es negativa y muy activa. El 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.

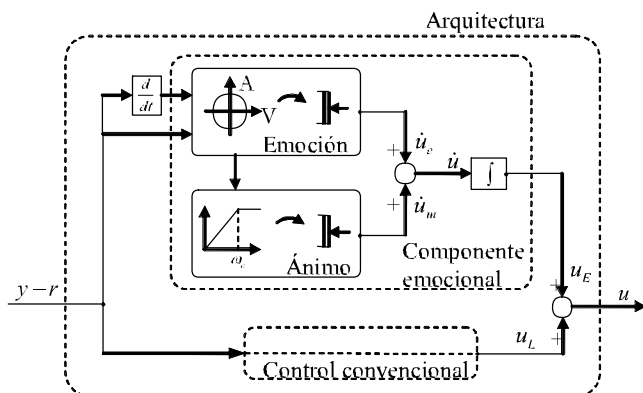


Figura 5. Arquitectura del controlador propuesto.

El ánimo depende de cuánto 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 del 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 lógica y la emocional, con lo cual se emula cooperación; aunque también es posible imitar competencia.

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.

VII. CONCLUSIONES

Las aplicaciones presentadas permiten concluir que la implementación virtual de emociones es una posibilidad real, si se quiere mejorar el comportamiento de los controladores actuales. Otra conclusión está relacionada con el uso de varias áreas de la ciencia; es fundamental usar, por lo menos, las contribuciones de la filosofía, psicología y neurociencia. A su

vez, técnicas comunes de control, como PID, difuso o neuronal, no pueden ser olvidadas, ellas puede facilitar el desarrollo del controlador emocional que se quiere construir.

Se presentó una arquitectura inicial para el controlador, el cual incluye la definición de las emociones, por medio de dos lecturas, una de ellas la valencia y otra el nivel de activación. Además de la emoción se propone la emulación del estado de ánimo, con el fin de evitar cambios instantáneos que se puedan experimentar. Un factor a resaltar es la combinación entre el controlador emocional con uno convencional, así como sería la combinación entre el pensamiento y las emociones en el proceso de tomada de decisiones humano.

REFERENCIAS

- [1] L. D. Cañamero, 2003. Designing Emotions for Activity Selection in Autonomous Agents, in R. Trappl, P. Petta, S. Payr, eds., *Emotions in Humans and Artifacts*, Cambridge, MA: The MIT Press, pp. 115-148.
- [2] D. S. Levine, 2007. Neural network modeling of emotion," in *Physics of Life. Reviews. Science Direct. Elsevier*, Vol. 4, pp. 37-63,
- [3] R. Ventura, L. Custódio, and C. P. Ferreira, 1999. Artificial emotions – goodbye Mr. Spock!, in *Proc. of the 2nd International Conference on Cognitive Science*, Tokyo, Japan, pp. 938-941.
- [4] M. Scheutz, 2005. Useful Roles of Emotions in Artificial Agents: A Case Study from Artificial Life, in *Proc. of AAAI*. AAAI Press, San José, CA, Jul. pp. 42-48.
- [5] L. D. Cañamero, 2005. Emotion Understanding from the Perspective of Autonomous Robots Research, in *Neural Networks. Science Direct. Elsevier*, Vol. 18, pp. 445-455,
- [6] R. W. Picard, 2001. Building HAL: Computers that sense, recognize, and respond to human emotion, in *Human Vision and Electronic Imaging VI*, San Jose CA, pp 21-26.
- [7] C. O. Alm, D. Rohl, and R. Sproat, 2005. Emotions from text: machine learning for text-based emotion prediction, in *Proc. Of Human Language Technology Conference*, Vancouver, British Columbia, Canada, pp. 579-586.
- [8] F. Michaud, E. Robichaud, and J. Audet, 2001. Using motives and artificial emotions for long-term activity of an autonomous robot, in *Proc. Of the Fifth International Conference on Autonomous Agents*, ACM Press, Montreal, Canada, pp 188-189.
- [9] M. Philipp and R. El Kaliouby, 2003. Real Time Facial Expression Recognition in Video using Support Vector Machines, in *Proc. of the fifth International Conference on Multimodal Interfaces (ICMI)*, Vancouver, British Columbia, Canada, pp. 258-264.
- [10] R. L. Hazletta and J. Benedek, 2007. Measuring Emotional Valence to Understand the User's Experience of Software, in *International. Journal of Human-Computer Studies*, Science Direct, Elseviere, Vol. 65, pp. 306-314,
- [11] M. Jung, F. Arai, Y. Hasegawa, and T. Fukuda, 2003. Mood and task coordination of home robots, in *Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA'03*, Vol. 1, Taipei, Taiwán, pp. 250 – 255.
- [12] L. Nielsen, 2002. The Simulation of Emotion Experience: On the Emotional Foundations of Theory of Mind, in *Phenomenology and the Cognitive Sciences*, Vol. 1, pp. 255-286.

- [13] C. M. Lee, S. Narayanan, and R. Pieraccini, 2002. Classifying Emotions in Human-machine Spoken Dialogs, in Proc. IEEE International Conference on Multimedia and Expo, 2002. ICME, Vol. 1, Lausanne Switzerland, pp. 737 – 740.
- [14] F. Nasoz, K. Alvarez, C. L. Lisetti, and Neal Finkelstein, 2004. Emotion recognition from physiological signals using wireless sensors for presence technologies, in Cognition, Technology, and Work, Special Issue on Presence, Vol. 6, Issue 1, pp 4–14.
- [15] C.M. Lee, S. Yildirim, M. Bulut, A. Kazemzadeh, C. Busso, Z. Deng, S. Lee, and S. Narayanan, 2004. Emotion Recognition Based on Phoneme Classes, in Proc. of Int'l Conf. on Spoken Language Processing (ICSLP), Jeju, Korea, Jeju Island, Korean, pp. 889-892.
- [16] H. Ahn and R.W. Picard, 2006. Affective Cognitive Learning and Decision Making: The Role of Emotions, in Symposium: the 18th European Meeting on Cybernetics and Systems Research (EMCSR 2006), Vienna, Austria, pp. 1-6.
- [17] C. Peter and A. Herbon, 2006. Emotion representation and physiology assignments in digital systems, in Interacting with Computers, Science Direct, Elsevier, Vol. 18, pp. 139–170,
- [18] G. Riccardi and D. Hakkani-Tür, 2005. Grounding Emotions in Human-Machine Conversational Systems,” in Proc. Of Intelligent technologies for interactive entertainment (First international conference, INTETAIN 2005), Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag, Madonna di Campiglio, Italy, pp. 142–152.
- [19] T. Yanaru, 1997. An Emotion Processing System Based on Fuzzy Inference and Subjective Observations, in Information Sciences: an International Journal, Special issue on advanced neuro-fuzzy techniques and their applications, Vol. 101, Issue 3–4, pp. 217-247.
- [20] L. I. Perlovsky, 1999. Emotions, Learning and Control, in Proc. of International Symposium on Intelligent Control/Intelligent Systems and Semiotics, Cambridge, MA, pp. 15-17.
- [21] M. S. El-Nasr, J. Yen, and T. R. Ioerger, 2000. FLAME. Fuzzy Logic Adaptive Model of Emotions, in Autonomous Agents and Multi-Agent Systems, Vol. 3, pp. 219-257.
- [22] A. Ayesh, 2004. Emotionally Motivated Reinforcement Learning based Controller, in Proc. International Conference on Systems, Man and Cybernetics, IEEE, The Hague, The Netherlands, pp. 874-878.
- [23] R. L. Mandryk and M. S. Atkins, 2007. A Fuzzy Physiological Approach for Continuously Modeling Emotion During Interaction With Play Technologies, in International Journal of Human-Computer Studies, Science Direct, Elsevier, Vol. 65, pp. 329–347.
- [24] D. S. Levine, 2007. Neural Network Modeling of Emotion, in Physics of Life Reviews, Science Direct, Elsevier, Vol 4. Issue 1, pp. 37–63.
- [25] L. I. Perlovsky, 2005. Neural Network with Fuzzy Dynamic Logic, in Proc. of International Joint Conference on Neural Networks, Montreal, Canada, pp. 3046–3051.
- [26] I. Aleksander, M. Lahnstein, and M. R. Lee, 2005. Will and Emotions: A Machine Model that Shuns Illusions, in Proc. of Integrative Approaches to Machine Consciousness (AISB), Hatfield, UK, pp. 110–116.
- [27] S. C. Gadanho and J. Hallam, 2001. Robot Learning Driven by Emotions, In Adaptive Behavior, International Society of Adaptive Behavior, Vol. 9, Issue 1, pp 42–64.
- [28] N. Goerke, T. Henne, and J. Müller, 2004. Neural networks for the EMOBOT robot control architecture, in Neural Computing & Application Journal, Vol. 13, Issue 4, pp. 299–308.
- [29] P. Kanske and S. A. Kotz, 2007. Concreteness in Emotional Words: ERP Evidence from a Hemifield Study, in Journal Brain Research, Elsevier, Vol 1148, pp. 138-148.
- [30] 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, in Journal Neuropharmacology, Elsevier, Vol. 52, Issue 1, pp. 215-227.
- [31] M. Jabbi, M. Swart, and C. Keysers, 2007. Empathy for positive and negative emotions in the gustatory cortex, in Journal NeuroImage, Science Direct, Elsevier, Vol 34, Issue 4, pp. 1744–1753.
- [32] E. T. Rolls, 2006. Brain mechanisms of Emotion and Decision-making, in Journal International Congress Series – ICS, Elsevier, Vol., 1291, pp. 3 – 13.
- [33] M.F.S. Rushworth, T.E.J. Behrens, P.H. Rudebeck, and M.E. Walton, 2007. Contrasting Roles for Cingulate and Orbitofrontal Cortex in Decisions and Social behavior, in Journal TRENDS in Cognitive Sciences, Science Direct, Elsevier, Vol.11, Issue 4, pp. 168-176.
- [34] Katja Mériaux, I. Wartenburger, P. Kizzer, K. Prehn, C. Lammers, E. Meer, A. Villringer, and H. R. Heekeren, 2006. A Neural Network Reflecting Individual Differences in Cognitive Processing of Emotions During Perceptual Decision Making, in Journal NeuroImage, Science Direct, Elsevier, Vol 33, Issue 3, pp. 1016-1027.
- [35] E. T. Rolls, 2004. Convergence of Sensory Systems in the Orbitofrontal Cortex in Primates and Brain Design for Emotion, in The Anatomical Record. Part A, Discoveries in Molecular, Cellular, and Evolutionary Biology, Wiley InterScience, Vol. 281A, Issue 1, pp. 1212-1225.
- [36] K.S. Blair, B.W. Smith, D.G.V. Mitchell, J. Morton, M. Vythilingam, L. Pessoa, D. Fridberg, A. Zametkin, E.E. Nelson, W.C. Drevets, D.S. Pine, A. Martin, and R.J.R. Blair, 2007. Modulation of Emotion by Cognition and Cognition by Emotion, in Journal NeuroImage, Science Direct, Elsevier, vol 35, Issue 1, pp. 430-440.
- [37] B. M. Turner, S. Paradiso, C. L. Marvel, R. Pierson, L. L. B. Ponto, R. D. Hichwa, and R. G. Robinson, 2007. The Cerebellum and Emotional Experience, in Journal Neuropsychologia, Science Direct, Elsevier, Vol. 45, Issue 6, pp. 1331-1341.
- [38] R. Manzotti, G. Metta, and G. Sandini, 1999. The Role of Emotions in Sensori-Motor Learning, in 3rd Intl. ICSC Symposia on Intelligent Industrial Automation and Soft Computing, IIA'99, Genova, Italy.
- [39] J. Morén and C. Balkenius, 2001. Emotional Learning: A Computational Model of the Amygdala, in Cybernetics and Systems. An International Journal, Vol. 32, Num. 6, pp. 611–636.
- [40] N. Tsuchiya and R. Adolphs, 2007. Emotion and Consciousness, in Journal TRENDS in Cognitive Sciences, Science Direct, Elsevier Vol.11, Issue 4, pp. 158–167.
- [41] K. N. Ochsner and J. J. Gross, 2005. The cognitive control of emotion, in Journal TRENDS in Cognitive Sciences, Science Direct, Elsevier, Vol. 9, Issue 5, pp. 242-249.
- [42] M. A. Arbib and J.-M. Fellous, “Emotions: From Brain to Robot,” in Journal TRENDS in Cognitive Sciences, Elsevier, Vol.8, No.12, Dec. 2004.
- [43] J.-M. Fellous, 2004. From Human Emotions to Robot Emotions, in American Association for Artificial Intelligence – Spring Symposium, AAAI Spring Symposium, Keynote Lecture, Stanford, California.
- [44] L. Custodio, R. Ventura, and C. Pinto-Ferreira, 1999. Artificial Emotions and Emotion-based Control Systems, in Proc. 7th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, (ETFA-99), Vol. 2, Issue 2, Barcelona, España, pp. 1415–1420.
- [45] S. C. Gadanho, 2002. Emotional and Cognitive Adaptation in Real

- Environments, in Symposium ACE'2002 of the 16th European Meeting on Cybernetics and Systems Research, Vienna, Austria.
- [46] M. Chandra, 2005. Analytical Study of a Control Algorithm Based on Emotional Processing, M.S. thesis, Dept. Mechanical. Eng., Texas A&M University, Texas, USA,
- [47] M. Malfaz and M. A. Salichs, 2006. Using Emotions for Behaviour-Selection Learning, in 17th European Conference on Artificial Intelligence, ECAI-2006, Riva del Garda, Italy, pp. 697-698.
- [48] M. Malfaz and M. A. Salichs, 2006. Emotion-Based Learning of Intrinsically Motivated Autonomous Agents living in a Social World, in International Conference on Development and Learning 2006. ICDL5, Bloomington, USA.
- [49] C. Ippolito, G. Pisanich, and L. A. Young, 2005. Cognitive Emotion Layer Architecture for Intelligent UAV Planning, Behavior and Control, in Aerospace Conference, 2005 IEEE, Big Sky, Montana USA, pp. 1 – 16.
- [50] H. Rouhani, M. Jalili, B. N. Araabi, W. Eppler, C. Lucas, 2007. Brain emotional learning based intelligent controller applied to neurofuzzy model of micro-heat exchanger, in an International Journal Expert Systems with Applications, Science Direct, Elsevier, Vol. 32. Issue 3, pp. 911 –918.
- [51] M. A. Sharbafi, C. Lucas, A. T. Haghighat, O. A. Ghiasvand, and Omid Aghazade 2006. Using Emotional Learning in Rescue Simulation Environment, in Transactions on Engineering, Computing and Technology, World Enformatika Society, Vol. 13, pp. 333 –337.
- [52] A. R. Mehrabian, and C. Lucas, 2005. Emotional Learning based Intelligent Robust Adaptive Controller for Stable Uncertain Nonlinear Systems, in International Journal of Computational Intelligence 2005 IJCI, Vol. 2, Num. 4, pp. 246-252.
- [53] R. M. Milasi, C. Lucas, B. N. Arrabi, T. S. Radwan, and M. A. Rahman, 2006. Implementation of Emotional Controller for Interior Permanent Magnet Synchronous Motor Drive, in Proc. Industry Applications Conference, 2006. 41st IAS Annual Meeting, Conference Record of the 2006 IEEE, Vol. 4, Tampa, USA, pp. 1767-1774.
- [54] N. Sheikholeslamia, D. Shahmirzadib, E. Semsarc, C. Lucas, and M. J. Yazdanpanahd, 2006. Applying Brain Emotional Learning Algorithm for Multivariable Control of HVAC Systems, in Journal of Intelligent & Fuzzy Systems: Applications in Engineering and Technology, Vol. 17, Issue 1, pp. 35 –46.
- [55] J. M. Fellous and M. A. Arbib, 2005. Who needs emotions: The brain meets the machine, Oxford University Press, New York, pp. 173-202.



**UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA**
SEDE MEDELLÍN
FACULTAD DE MINAS

120 años 
TRABAJO Y RECTITUD