



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE
MÉXICO

FACULTAD DE INGENIERÍA

INTEGRACIÓN DE UNA PLATAFORMA
PARA LA DETECCIÓN DE ANSIEDAD EN
ALUMNOS UNIVERSITARIOS

T E S I S

PARA OBTENER EL GRADO DE:

Maestría en Ciencias de la Ingeniería

PRESENTA:

Mat. Liliana Lara Flores

TUTOR ACADÉMICO:

Dr. Jorge Rodríguez Arce

TUTORES ADJUNTOS:

Dra. Adriana H. Vilchis González

Dr. Rigoberto Martínez Méndez



Toluca México, Enero de 2019.

Índice general

	Pág.
Índice de figuras	IV
Índice de tablas	V
1. Resumen	1
2. Protocolo actualizado	3
2.1. Antecedentes	3
2.2. Estado del arte	4
2.3. Marco teórico	7
2.3.1. Estrés	7
2.3.2. Estrés académico	8
2.3.3. Fisiología del estrés	10
2.3.4. Ansiedad	13
2.3.5. Señales fisiológicas	14
2.3.6. Inducción de estrés	23
2.3.7. Reconocimiento de patrones	26
2.4. Planteamiento del problema	33
2.5. Meta de ingeniería	35
2.6. Objetivos	35
2.6.1. Objetivos particulares	35
2.7. Alcances y limitaciones	36
2.7.1. Alcances	36
2.7.2. Limitaciones	36
2.8. Metodología	37

3. Artículo enviado	39
3.1. On the relationship between anxiety and physiological signals on university students	39
3.2. Acuse de recibido	61
Bibliografía	64
Anexos	71
A. Inventario de Ansiedad Rasgo-Estado	72
B. Carta de consentimiento informado	75

Índice de figuras

2.1. Sistemas Simpático y Parasimpático. Órganos internos inervados por fibras neurales de ambos sistemas	11
2.2. Ejemplo de medición del ritmo cardíaco empleando un oxímetro	18
2.3. Ejemplo del uso del sensor GSR en los dedos índice y medio.	19
2.4. Ejemplo del uso de un termistor como sensor de respiración.	21
2.5. Diagrama que muestra el proceso del reconocimiento de patrones	27

Índice de tablas

2.1. Consecuencias del estrés académico.	10
2.2. Principales bioseñales para la comprensión de un sistema biológico.	16
2.3. Valores normales de la frecuencia cardíaca de acuerdo a la edad.	17
2.4. Valores normales de la frecuencia respiratoria de acuerdo a la edad.	20
2.5. Interpretación de la temperatura corporal	21
2.6. Propiedades eléctricas de las bioseñales.	22

Resumen

En años recientes, varios estudios sugieren que el estrés generado en el ambiente educativo (denominado estrés académico) está relacionado con el bajo rendimiento y abandono escolar entre los alumnos.

La ansiedad constituye uno de los efectos del estrés, la cual dificulta la concentración, la memoria y otros procesos que disminuyen el rendimiento escolar. La detección oportuna de la ansiedad generada por el estrés académico, representa un reto para las instituciones universitarias. Los métodos tradicionales para la detección de ansiedad consisten en la aplicación de cuestionarios psicológicos o autoreportes, estos métodos requieren de un especialista quién es el responsable de su interpretación. La principal desventaja de dicho método es que los resultados dependen de la percepción del alumno lo cual puede ocasionar diagnósticos incorrectos.

Con la finalidad de evitar los resultados subjetivos en la evaluación de la ansiedad estudiantil, este proyecto de investigación tiene como propósito la detección de un estado de ansiedad mediante señales fisiológicas contribuyendo con la identificación de las características fisiológicas que podrían usarse como predictoras de ansiedad en un entorno académico.

Para lograr este objetivo se calcularon y analizaron 40 características de las señales fisiológicas obtenidas durante un experimento en el que participaron 21 estudiantes de la Facultad de Ingeniería de la UAEMex.

1. RESUMEN

Para la adquisición de las señales se realizó la integración de una plataforma electrónica usando una tarjeta Arduino y 4 sensores comerciales para la adquisición de 5 señales fisiológicas (frecuencia cardíaca, saturación de oxígeno, frecuencia de la respiración, respuesta galvánica de la piel y temperatura). Para generar el estado de ansiedad en los alumnos se propuso un protocolo para inducir estrés con base en tareas propuestas en el estado del arte. Además a cada participante se le aplicó el Inventario de Ansiedad Rasgo-Estado (IDARE).

Para identificar el subconjunto de características que brinda el mínimo error de clasificación de ansiedad se compararon 3 métodos de clasificación (máquina de soporte vectorial, K vecinos más cercanos y regresión lineal) que usaron las etiquetas de clase (no-ansiedad, si-ansiedad) dadas por el puntaje asociado al inventario IDARE de cada participante. Los resultados obtenidos muestran que usando únicamente 3 características de la señal de la respuesta galvánica de la piel y el clasificador K vecinos más cercanos se puede obtener una exactitud de 91.11 % de clasificación de ansiedad.

Protocolo actualizado

Este capítulo presenta una actualización del protocolo de investigación que sentó las bases de este proyecto de investigación y el cual fue registrado ante la Secretaría de Estudios Avanzados con número de registro *MSCING-0817*.

2.1. Antecedentes

Las emociones desempeñan un papel de adaptación al medio ambiente y son necesarias para la supervivencia del ser humano, sin embargo, si se activan en condiciones sin sentido funcional dan lugar a consecuencias en la salud física y/o psicológica [1].

Ya que las reacciones emocionales están constituidas, además de conductas motoras y cognitivas, por conductas fisiológicas, William James en 1890, pudo relacionar a la psicología con la fisiología [2] iniciando un nuevo camino para estudiar el comportamiento y las emociones humanas a través de sus respuestas fisiológicas, así, con ayuda de la tecnología se comienza a clasificar los estados emocionales mediante variables fisiológicas [3].

Reconocer estados emocionales mediante el uso de señales fisiológicas tiene la ventaja que dichas señales son controladas por el Sistema Nervioso Central y por lo tanto no pueden estar influenciadas por otros factores [4]. Algunos estudios

correlacionan los patrones fisiológicos con las emociones.

El uso de este enfoque psicofisiológico puede facilitar, particularmente, el análisis del estrés y la ansiedad, estudiando qué información fisiológica es útil y suficiente para lograr una identificación de estos estados mientras son experimentados por un individuo.

2.2. Estado del arte

Este estudio enfoca su interés en la medición del estrés y/o la ansiedad, mediante algunas de sus respuestas fisiológicas asociadas. Para ello, es necesario adquirir la información o señales fisiológicas del individuo a través de instrumentos (sensores o biosensores) que transforman procesos biológicos en señales eléctricas, mientras el individuo experimenta una situación estresante o de ansiedad. Además, se requiere del uso de alguno de los diversos modelos o algoritmos concernientes al reconocimiento de patrones (RP), los cuales permiten clasificar un grupo de patrones o un conjunto de pruebas en dos o más clases.

En la literatura se pueden revisar estudios relacionados con este tipo de medición.

Wijsman et al. [5] en su estudio, intentaron identificar las señales y las características para detectar estrés mental en individuos que experimentan situaciones propias de una oficina. Para lograr su propósito, aplicaron un protocolo para inducir estrés a una muestra de 30 individuos mientras se adquiría la información de cuatro señales fisiológicas: electrocardiograma (ECG), conductancia de la piel (SC), respiración y electromiografía (EMG) del músculo Trapecio. El protocolo experimental consistió de dos fases: en la primera, se respondieron preguntas generales y se completó un autoinforme; en la segunda fase, los participantes fueron expuestos a tres actividades estresantes similares a estresores de un ambiente diario en una oficina. Para la clasificación, se empleó el método generalizado de estimación de ecuaciones (*Generalized Estimating Equations* - GEE) el cual combinó los resultados de las 3 actividades estresoras y utilizó el estado del sujeto (estresado o relajado) como la variable dependiente para hallar la probabilidad,

en cada caso, de estar o no estresado, logrando clasificar correctamente al 74 % de casos.

El trabajo de *P. Karthikeyan et al* [6] describe la identificación de estrés mental en individuos mediante características de varias señales fisiológicas: electrocardiograma (ECG), electromiografía (EMG), variabilidad de la frecuencia cardíaca (HRV), respuesta galvánica de la piel (GSR) y temperatura corporal (ST). El estrés mental fue inducido a una muestra de 40 individuos, a la cual se le aplicó un protocolo conformado por cuatro niveles: relajación mediante música suave y los niveles bajo, medio y alto en donde resuelven problemas aritméticos con dificultad baja, media y alta, respectivamente y con un audio distractor para aumentar el estrés. Para la clasificación se utilizan clasificadores no lineales, el *k*- vecino más cercano (*K-Nearest Neighbors* - KNN) y una red neuronal probabilística (*Probabilistic Neural Network* - PNN).

Por otro lado, con la idea de crear tecnologías portátiles para controlar el estrés de forma personalizada en tiempo real *Sandulescu et al.* [7] adquirieron cuatro características derivadas de la señal de la actividad eléctrica de la piel (*Electrodermal Activity* - EDA) y la señal pletismógrafo de pulso (*photoplethysmograph* - PPG) o pulso volumétrico de la sangre (*Blood Volume Pulse* - BVP), para detectar el estrés en tiempo real a individuos mientras realizan sus actividades diarias. La adquisición de las señales se realizó a una muestra de 5 estudiantes sometidos a las diferentes situaciones estresantes que conforman la prueba de estrés social (*Trier Social Stress Test* - TSST). La clasificación fue realizada empleando un modelo de máquina de soporte vectorial (*Support Vector Machine* - SVM), que involucra un conjunto de entradas, el conjunto de vectores de cuatro características obtenidas por cada intervalo de 0.1 segundos, junto con sus etiquetas 1 o -1 que corresponden a los estados de estresado y no estresado, respectivamente. Los resultados de la clasificación (estresado o no estresado) se evaluaron mediante la exactitud y la precisión; arrojando resultados aceptables, la exactitud en cada participante osciló entre 78 % y 82 % y la precisión entre el 73 % y 84 %.

Los trabajos descritos anteriormente están relacionados con la detección de estrés mediante señales fisiológicas en individuos cuyo ambiente estresor difiere al que este estudio tiene interés, el estrés académico. Por lo que a continuación se describen trabajos asociados a este ámbito.

2. PROTOCOLO ACTUALIZADO

Santos et al. [8] implementaron una plataforma abierta que detecta cambios en las señales fisiológicas de temperatura (T), respuesta galvánica de la piel (GSR) y frecuencia cardíaca (HR) de estudiantes ante la presentación de un examen oral de un idioma diferente a la lengua materna, considerada como una situación estresante. Dicha plataforma, denominada AICARPV2, tiene el propósito de reducir el estrés en alumnos mediante un apoyo sensorial modulado en términos de luz, sonido o vibración a una frecuencia de respiración para lograr la relajación.

Egilmez et al. [9] enfocaron su trabajo en determinar estrés en estudiantes universitarios mediante características de las señales fisiológicas GSR y frecuencia cardíaca (HR), además de adquirir características de las señales del acelerómetro y el giroscopio, puesto que un individuo tiende a moverse cuando se encuentra bajo una situación estresante. Otro de los objetivos de su trabajo es identificar, de entre varios experimentos propuestos, el mejor método de laboratorio para la inducir estrés en estudiantes. Utilizando una muestra de 7 estudiantes, determinaron que el experimento de cantar ante un público es la prueba que mejor indujo estrés. Para predecir el estrés en los estudiantes, desarrollaron dos modelos.

El primer modelo predice la variable de estado (estrés o no estrés) de las actividades ejecutadas y etiquetadas con estas dos posibilidades; el segundo modelo, se basa en el hecho de que el estrés se experimenta de manera variable entre las personas, este modelo predice el nivel de estrés subjetivo autoinformado. Para la evaluación del desempeño de cada uno de los modelos se compararon diferentes algoritmos de clasificación: Naive Bayes, máquina de soporte vectorial (*Support Vector Machine* - SVM), regresión logística (*Logistic Regression* - LR) y bosques aleatorios (*Random Forest* - RF). Usando características estadísticas de la señal en ventanas de un minuto, seleccionando, mediante una correlación, un subconjunto de características y usando el modelo de clasificación RF, el sistema fue capaz de detectar estrés con un 88% de precisión.

2.3. Marco teórico

En esta sección se definen y describen los conceptos y teoría más importante asociados con este trabajo de investigación para su mayor comprensión.

2.3.1. Estrés

El estrés es un proceso adaptativo natural del ser humano que le permite reaccionar ante las situaciones de un medio cambiante. Estos cambios pueden ser tanto positivos como negativos, sin embargo, el uso coloquial del término estrés sólo se refiere a los aspectos negativos. *Melgosa* [10] define al estrés como “*el conjunto de reacciones fisiológicas y psicológicas que experimenta un organismo cuando se le somete a fuertes demandas*”.

La teoría cognitiva del estrés asume que la respuesta al estrés depende de la experiencia adquirida, del resultado de un estímulo y de las respuestas disponibles. El estrés se define y opera mediante cuatro aspectos: un estímulo o estresor, una valoración subjetiva de la experiencia al estímulo, un incremento en la activación fisiológica y psicológica del organismo y una retroalimentación del cerebro a esta respuesta [11].

Cuando un individuo percibe un estímulo como estresante su respuesta al estrés se inicia como resultado de una valoración cognitiva, la cual consta de tres etapas [12]: la evaluación primaria, aquí, un individuo valora la situación en términos de irrelevante, beneficiosa o amenazante, si se percibe como dañina, peligrosa o desafiante entonces se inicia una sobre activación del organismo; la evaluación secundaria, en esta fase se analizan las estrategias que se requieren para hacer frente a la situación, es decir, el estrés será mayor o menor en función de las capacidades y recursos personales y; la tercera fase, está dedicada a seleccionar la respuesta, es decir, decidir qué estrategia tomar.

Los cuatro aspectos con los que se define y opera el estrés ofrecen también cuatro formas de medirlo [11]:

2. PROTOCOLO ACTUALIZADO

1. Medición de la carga o estímulos, aquí en realidad no se mide el estrés si no los factores de estrés o circunstancias estresantes que trasciende las condiciones del individuo, dicha carga es valorada a través de puntajes obtenidos a partir de escalas basadas en situaciones diarias. Un ejemplo de este tipo de medición es la Escala de Calificación de Reajuste Social (*Social Readjustment Rating Scale* - SRRS), descrita en [13], contiene 43 ítems de acontecimientos comunes o "eventos de la vida diaria" susceptibles de causar estrés. Cada evento está ponderado con una puntuación de unidad de cambio de vida (*Change Unit Score* - LCU). A los encuestados se les pide que revisen cada uno de los ítems que han experimentado durante los últimos 12 meses. La puntuación total, definida como la suma total del LCU, se puede interpretar como una declaración de riesgo relativo para la salud en un período de tiempo estipulado o, dicho de otro modo, se interpreta como la probabilidad que tiene un individuo de enfermar en un tiempo cercano.
2. Medición de la percepción o sensación de estrés, se emplean cuestionarios en las que el encuestado responde a la serie de preguntas de acuerdo a su percepción de estrés ante una situación, por ejemplo, para determinar estrés laboral se evalúa si una determinada condición de trabajo o relación constituye una fuente de estrés.
3. Medición de la respuesta al estrés, dado que la respuesta al estrés afecta a los sistemas de orgánicos, existen métodos de psicofisiología, psicoendocrinología, psicoimmunología, análisis del comportamiento y bioquímica cerebral para medirlo. Por ejemplo, medir cambios en la fisiología después de experimentar algún estresor.
4. Medición de la retroalimentación a la respuesta al estrés, esta forma de medición se usa en muchos cuestionarios de investigación humana. Es un elemento esencial en muchas escalas de ansiedad y cuestionarios sobre la salud.

2.3.2. Estrés académico

El estrés que surge en un entorno educativo es denominado estrés académico y se refiere a las situaciones implicadas en el proceso educativo en las que el

estudiante no tiene control, sin embargo, no existe una definición única, se han encontrado varias conceptualizaciones para su definición, a continuación se enunciarán algunas.

Barraza [14] lo define como aquel que padecen los alumnos de educación media superior y superior y que tiene como fuente exclusivo a estresores relacionados con las actividades que van a desarrollar en el ámbito escolar.

Martínez y Díaz [15] detallan que el estrés escolar se define como el malestar que el estudiante presenta debido a factores físicos, emocionales, ya sea de carácter interrelacional o intrarrelacional, o ambientales que pueden ejercer una presión significativa en la competencia individual para afrontar el contexto escolar en rendimiento académico, habilidad metacognitiva para resolver problemas, pérdida de un ser querido, presentación de exámenes, relación con los compañeros y educadores, búsqueda de reconocimiento e identidad, habilidad para relacionar el componente teórico con la realidad específica abordada.

Kadapatti et al. [16] puntualizan al estrés académico como el producto de una combinación de demandas académicas que exceden los recursos adaptativos disponibles para un individuo.

Por último *García y Zea* [17] se refieren al estrés académico como la reacción de activación fisiológica, emocional, cognitiva y conductual ante estímulos y eventos académicos.

Todas éstas definiciones se refieren al afrontamiento por parte de los estudiantes a demandas o estresores en el ámbito escolar y que le ocasionan un malestar fisiológico, emocional, cognitivo o conductual.

Es importante hacer notar qué factores académicos representan una demanda para los universitarios; *Águila et al.*[18] mencionan que los estresores en el ámbito universitario son las tareas y la falta de tiempo para su realización, la sobrecarga académica, los exámenes o evaluaciones y el excesivo número de horas dedicadas a las clases que limitan el tiempo de estudio necesario para la realización de trabajos. Por su parte *Cabanach et al.*[19] identifican como estresores percibidos a las deficiencias metodológicas del profesorado, la sobrecarga académica, las creencias

2. PROTOCOLO ACTUALIZADO

sobre el rendimiento, las intervenciones en público, el clima social negativo, los exámenes, la carencia de valor de los contenidos y las dificultades de participación.

Además, cuando los estudiantes ingresan a la universidad están comprometidos a cumplir con las exigencias académicas, experimentar la competitividad entre compañeros, adaptarse a otro ritmo de estudio, cambiar el ciclo de sueño y otras exigencias que implican que el comienzo de la vida universitaria requiera de un mayor esfuerzo para adaptarse al nuevo ambiente, obteniendo como resultado un alto estrés y aunado a otros factores, el fracaso escolar. Por esto mismo, el estrés académico se presenta con mayor frecuencia en la etapa de ingreso a la universidad *García-Ros et al.* [20].

Por otro lado, algunas de las consecuencias que el estrés académico genera a los estudiantes se muestran en la tabla 2.1, clasificadas como físicas, psicológicas y comportamentales [20, 21, 22].

PSICOLÓGICAS	FÍSICAS	DE COMPORTAMIENTO
Depresión	Dolores de cabeza	Ausentismo de clases
Ansiedad	Problemas digestivos	Desgano por realizar labores académicas
Desconcentración	Insomnio	Falta de participación
Apatía	Sudoración excesiva	Cambios en los hábitos alimenticios
Irritabilidad	Falta de energía	Aislamiento social
Enojo o desesperación	Vértigo	Consumo de alcohol y tabaco
Renuencia a comunicar	Tensión	
	Taquicardia	

Tabla 2.1: Consecuencias del estrés académico [20, 21, 22].

2.3.3. Fisiología del estrés

El cerebro es el órgano central que determina qué es amenazante para un individuo y la adaptación a los estresores, almacena recuerdos y regula las respuestas

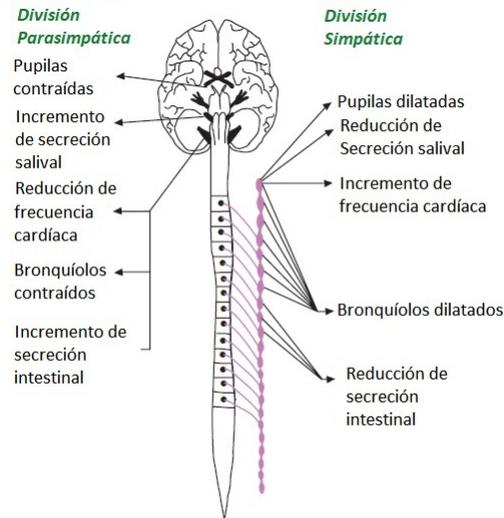


Figura 2.1: Sistema Simpático y Parasimpático. Órganos internos inervados por fibras neurales de ambos sistemas (modificada de [23]).

fisiológicas y conductuales a los factores estresantes que pueden ser dañinos o protectores. Las respuestas fisiológicas producen la adaptación a través de la alostasis que incluye principalmente al eje hipotálamo-hipófiso-adrenal (HHA) y el Sistema Nervioso Autónomo.

El Sistema Nervioso está dividido anatómicamente por el Sistema Nervioso Central (SNC) y el Sistema Nervioso Periférico (SNP). El SNC está compuesto por el cerebro y la médula espinal y el SNP comprende todos los nervios fuera del cerebro y la médula espinal. Así mismo, el SNP está compuesto por el Sistema Nervioso Somático (SNS), el Sistema Nervioso Autónomo (SNA) y el Sistema Nervioso Entérico (SNE).

El SNA, dividido a su vez por dos subsistemas, el Sistema Simpático (SS) y el Sistema Parasimpático (SP), es quien regula el equilibrio interno del cuerpo controlando las respuestas fisiológicas relacionadas con el estado de estrés (ver figura 2.1) e intentando mantener la homeostasis.

2. PROTOCOLO ACTUALIZADO

El SS regula algunas funciones fisiológicas del cuerpo denominadas de “lucha - huída”. Mediante la liberación de sustancias como la adrenalina, la noradrenalina y varias sinapsis neurales, ocurren una serie de eventos en algunos tejidos de órganos para preparar al cuerpo para un rápido cambio metabólico y movimiento físico. La liberación de la adrenalina y noradrenalina causa la aceleración de la frecuencia cardíaca, el incremento en la fuerza de la contracción miocárdica, la vasodilatación de las arterias a lo largo de los músculos que trabajan, la vasoconstricción de las arterias a los músculos que no trabajan, la dilatación de las pupilas y los bronquios, el aumento de la ventilación, la reducción de las actividades digestivas, la liberación de la glucosa del hígado, y varias otras funciones que preparan al cuerpo para luchar o huir [23].

Por su parte el SP se encarga de la recuperación, conservación de la energía y de la relajación. Cuando se activa, libera acetilcolina (ACh), un agente neural que disminuye la actividad metabólica y devuelve el cuerpo a la homeostasis, esta influencia, se asocia con la reducción de la frecuencia cardíaca, la ventilación, la tensión muscular y varias otras funciones [23].

Ambos subsistemas, están parcialmente activos en todo momento, sin embargo, son mutuamente excluyentes en el sentido de que no pueden dominar simultáneamente la actividad visceral. La excitación del SS, es dominante durante la fase de estrés, y el SP tiene influencia en el cuerpo en los otros momentos para promover la homeostasis. Hay excepciones, por ejemplo, son los nervios simpáticos quienes se encargan de liberar ACh en la glándula sudorípara para disminuir la temperatura del cuerpo durante la excitación [23].

En conclusión se puede decir que ante un estado de estrés:

- El ritmo cardíaco incrementa.
- La frecuencia respiratoria incrementa.
- La sudoración incrementa.
- La temperatura incrementa.

2.3.4. Ansiedad

El concepto de ansiedad es variable y abarca matices de otras concepciones como el miedo, las fobias y el estrés.

Salaberria et al. [1] adoptan la definición de ansiedad como un patrón complejo y variable de conductas, caracterizado por sentimientos subjetivos de aprensión y tensión emocional, asociado a una intensa activación fisiológica y a determinadas conductas de evitación y escape, que tienen lugar en respuesta a determinados estímulos, tanto internos como externos del medio en el que se desenvuelve un sujeto.

Bernal et al. [24] considera a la ansiedad como la respuesta adaptativa generada en un medio de situaciones estresantes que activan el mecanismo de alarma para asegurar la supervivencia de un individuo.

El concepto de ansiedad es usado para denotar una reacción compleja o respuesta, un estado transitorio o condición del organismo que varía en intensidad y fluctúa todo el tiempo, pero el término ansiedad también es usado para referirse a un rasgo de personalidad. Para eliminar esa ambigüedad conceptual, *Spielberger* sugirió hacer distinción entre ansiedad rasgo (A-rasgo) y ansiedad estado (A-estado) [25].

La ansiedad estado se refiere a la condición o estado emocional transitorio del organismo humano caracterizado por sentimientos de tensión y aprensión percibidos y por el aumento de la actividad del Sistema Nervioso Autónomo. La ansiedad rasgo, se refiere a las diferencias individuales en la propensión a la ansiedad, es decir, a las diferencias entre las personas a responder a situaciones percibidas como amenazantes [26].

La evaluación de la ansiedad se puede realizar mediante autoinformes y registros fisiológicos [27].

Un ejemplo de evaluación de la ansiedad mediante autoinforme es el Inventario de Ansiedad Rasgo-Estado (IDARE), versión en español del inventario *State Trait Anxiety Inventory* (STAI), útil en la identificación de estudiantes de ba-

chillerato y profesional que son propensos a la ansiedad. El inventario IDARE (ver anexo A) está constituido por dos escalas de autoevaluación separadas para medir las dos dimensiones de ansiedad. La escala A-Rasgo del inventario consta de veinte afirmaciones en las que se les pide a los individuos describir como se sienten generalmente. La escala A-Estado también consta de 20 afirmaciones, pero las instrucciones requieren que los sujetos indiquen cómo se sienten en un momento dado.

Por otro lado, la evaluación mediante registros fisiológicos incluyen la frecuencia cardíaca, la respuesta galvánica de la piel y el volumen del pulso del dedo [25], sin embargo, otros cambios fisiológicos que se activan y pueden ser medidos son: la dilatación de la pupila, la presión sanguínea, la frecuencia de la respiración y el nivel de tensión muscular [1].

2.3.5. Señales fisiológicas

Una señal eléctrica adquirida de cualquier órgano que represente una variable física de interés es llamada bioseñal (señal fisiológica), normalmente es una función que depende del tiempo y puede ser descrita en términos de amplitud, frecuencia y fase [28].

Las variables o parámetros fisiológicos son variables medibles (en este caso en voltaje o corriente) relacionadas con el sistema fisiológico que permiten vigilar el buen funcionamiento de un ser vivo.

Debe notarse la diferencia entre las bioseñales y los parámetros fisiológicos. Las bioseñales son señales en bruto dadas por diferentes sensores, los parámetros fisiológicos generalmente se "ocultan" en las bioseñales y se extraen con diversos enfoques de procesamiento de señales (pueden contener información sobre el mismo parámetro fisiológico como frecuencia cardíaca, frecuencia respiratoria, etc.) [29].

Los sensores biomédicos o biosensores son instrumentos que transforman procesos biológicos y las convierten en señales eléctricas. Los biosensores son una

interfaz entre los sistemas biológicos y electrónico. En este trabajo los sensores empleados para adquirir las señales fisiológicas serán llamados "sensores". Existe diferentes tipos de sensores que pueden ser usados en aplicaciones biomédicas, por ejemplo:

1. Sensores físicos. Con este tipo de sensores pueden ser adquiridas variables físicas asociadas a sistemas biológicos como el desplazamiento de un músculo, la presión sanguínea, la temperatura corporal, el flujo sanguíneo, la presión del fluido cerebroespinal o el crecimiento de un hueso.
2. Sensores químicos. Miden cantidades químicas, identificando, por ejemplo, la presencia de determinados compuestos químicos, detectando la concentración de varias especies químicas y monitorizando la actividad química en el cuerpo por motivos terapéuticos o de diagnóstico.
3. Electrodoos o biopotenciales. Los sistemas biológicos frecuentemente tienen actividad eléctrica asociada a ellos. Esta actividad puede ser un campo eléctrico constante, un flujo constante de partículas portadoras de carga o corriente, un campo eléctrico o una corriente variable en el tiempo relacionado con determinado fenómeno biológico o bioquímico dependiente del tiempo.

Los fenómenos bioeléctricos están asociados a la distribución de los iones o moléculas cargadas en una estructura biológica y los cambios en la distribución como resultado de procesos específicos. Estos cambios pueden ocurrir como consecuencia de una reacción bioquímica o pueden emanar de fenómenos que alteran la anatomía local. Existen toda una serie de señales de especial importancia para el diagnóstico y comprensión de los sistemas biológicos. Las señales y sus abreviaturas aparecen en la tabla [2.2](#).

En la siguiente sección, se revisan algunas características y conceptos referentes a variables y señales fisiológicas.

2. PROTOCOLO ACTUALIZADO

SEÑAL BIOELÉCTRICA	ABREVIATURA	FUENTE BIOLÓGICA
Electrocardiograma	ECG	Corazón - desde la superficie del cuerpo
Electromiograma	EMG	Músculo
Electroencefalograma	EEG	Cerebro
Electroptigrama	EOG	Campo dipolar del ojo
Electroretinograma	ERG	Retina del ojo
Potencial de acción	-	Nervio o músculo
Electrogastrograma	EKG	Estómago
Respuesta galvanica de la piel	GSR	Piel

Tabla 2.2: Principales bioseñales para la comprensión de un sistema biológico.

Frecuencia cardíaca

El corazón es el órgano responsable de bombear sangre al sistema circulatorio mediante contracciones rítmicas, creando ondas pulsátiles de presión y flujo sanguíneo denominados ciclos cardíacos. La frecuencia cardíaca es el término que describe la frecuencia del ciclo cardíaco y se calcula como el número de latidos (contracciones) del corazón en un minuto (bpm). En un varón adulto de talla promedio, la frecuencia cardíaca promedio es de unos 75 latidos/min [30]. La tabla 2.3 muestra los valores de la frecuencia cardíaca según la edad [31].

Existen numerosos enfoques para registrar los latidos del corazón, el electrocardiograma (ECG) es la prueba más usada para registrar la actividad eléctrica del corazón. El ECG es un gráfico en el que se estudian las variaciones del potencial eléctrico del corazón respecto al tiempo. Consiste en registrar en papel o visualizar en un monitor, la actividad de la corriente eléctrica que se está desarrollando en el corazón durante un tiempo determinado [33]. La actividad eléctrica se observa en forma de un trazado que presenta diferentes deflexiones (llamadas ondas del ECG) correspondientes con el recorrido de los impulsos eléctricos a través de las diferentes estructuras del corazón [33]. La frecuencia cardíaca (o ritmo cardíaco) puede calcularse de la señal del ECG contando el número de picos por minuto.

EDAD	FRECUENCIA
	CARDÍACA (bpm)
Recién nacido	120 - 170
Niños de 2 a 4 años	100 - 120
Niños de 6 a 8 años	100 - 115
Adolescente	60 - 90
Adulto	60 - 100

Tabla 2.3: Valores normales de la frecuencia cardíaca de acuerdo a la edad [31, 32].

Otra forma de adquirir la frecuencia cardíaca es empleando un oxímetro de pulso, un dispositivo médico que monitorea conjuntamente la frecuencia cardíaca y el porcentaje de saturación de oxígeno (SpO₂) en la sangre.

Saturación de oxígeno

El porcentaje de sangre arterial saturada con oxígeno ayuda a determinar la efectividad del sistema respiratorio de un individuo. Una persona saludable, normalmente tiene una saturación de oxígeno promedio del 96% [32]. La oximetría de pulso es la técnica por la cual se determina la saturación de oxígeno, se basa en la medición de la luz roja e infrarroja que pasa a través del dedo o el lóbulo de una oreja del paciente mediante el uso de sensores de luz. Debido a que el flujo de la sangre es pulsátil, la luz transmitida cambia con el tiempo. Un dedo en condiciones normales absorbe luz de tejido sin sangre, de sangre de las venas y de sangre de las arterias. El volumen de sangre arterial cambia con el pulso, por lo que la absorción de luz también cambia [34].

Por lo tanto, el detector de luz emitirá una señal de corriente continua grande que representa la sangre arterial residual, la sangre venosa y el tejido sin sangre. Una pequeña porción será una señal de corriente alterna que representa el pulso arterial [34].

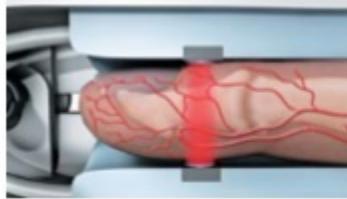


Figura 2.2: Ejemplo de medición del ritmo cardíaco y la saturación de oxígeno empleando un oxímetro (tomada de [35]).

Los oxímetros de pulso generalmente tienen un fotodetector y dos diodos emisores de luz (que emiten luz de una longitud de onda diferente) uno para luz infrarroja (IR) y otro para luz roja (R). Para medir el oxígeno, los diodos y el fotodiodo detector se colocan en puntos opuestos dejando en medio el tejido translucido (pulpejo del dedo, pabellón auricular, etc.) ver figura 2.2. El mecanismo que permite la lectura de la oxigenación es que en cada pulsación de la sangre arterial se transmiten valores lumínicos, detectando al mismo tiempo la frecuencia cardíaca [36].

Respuesta galvánica de la piel

La respuesta galvánica de la piel (Galvanic Skin Response - GSR), también llamada actividad electrodérmica (Electrodermal Activity- EDA) o conductancia de la piel (Skin Conductance - SC) forma parte de una de las respuestas electrodérmicas (Electrodermal Responses - EDRs). Las EDRs representan los cambios en las propiedades eléctricas de la piel de un individuo.

El GSR es el resultado de la activación del Sistema Nervioso Autónomo provocado por un estímulo emocional que se ve reflejado en el aumento de la secreción del sudor. Cuando las glándulas sudoríparas se activan, secretan humedad a través de los poros hacia la superficie de la piel, al cambiar el equilibrio de los iones positivos y negativos en el fluido secretado, la corriente eléctrica fluye más fácilmente implicando cambios mensurables en la conductancia de la piel (mayor conductancia de la piel equivale a la disminución de la resistencia de la piel) [37].

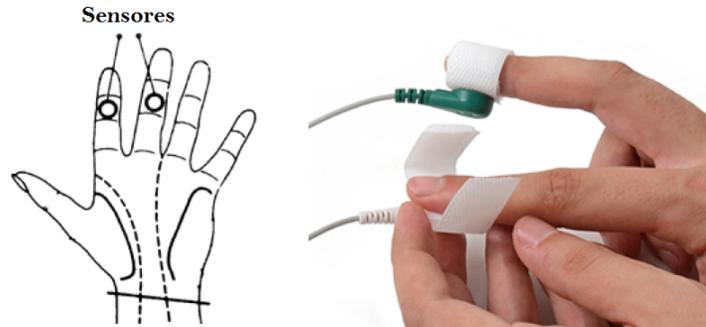


Figura 2.3: Ejemplo del uso del sensor GSR en los dedos índice y medio (imagen tomada de [38]).

El valor de la conductancia de la piel se obtiene colocando dos electrodos sobre la piel. Al aplicar una corriente muy baja de voltaje se mide la resistencia entre ambos electrodos, este valor de resistencia (expresado en micro-ohmios) cambia de acuerdo al estado emocional del individuo. Particularmente, las palmas y los dedos de las manos, así como la planta de los pies son áreas con mayor sensibilidad a respuestas relacionadas con los estímulos emocionales (ver figura 2.3). La frecuencia de muestreo necesaria de la señal de GSR sugerida tiene un rango de 1 a 10 Hz [37].

Respiración

La respiración o ventilación pulmonar es el proceso mediante el cual los pulmones suministran oxígeno y liberan dióxido de carbono de la sangre a través de la contracción y relajación rítmica de los músculos auxiliares de la respiración denominado ciclo respiratorio. Una medida del ciclo respiratorio es la frecuencia respiratoria, definida como el número de ciclos respiratorios por minuto (rpm). El patrón respiratorio normal se caracteriza por ser suave, regular y con frecuencia de 12 a 20 respiraciones por minuto [30]. Los valores normales, de acuerdo a la edad, de la frecuencia respiratoria se muestran en la tabla 2.4.

EDAD	FRECUENCIA RESPIRATORIA (rpm)
Recién nacido	30 - 80
Niños de 2 a 4 años	20 - 30
Niños de 6 a 8 años	20 - 25
Adolescentes	16 - 20
Adulto	12 - 20

Tabla 2.4: Valores normales de la frecuencia respiratoria de acuerdo a la edad [31, 32].

Una forma de obtener la bisoseñal que refleje la respiración de un individuo es mediante un termorespirograma, una bioseñal térmica que surge como resultado de las variaciones de la temperatura del aire frente a las fosas nasales durante la respiración.

Un sensor resistivo como el termistor (ver figura 2.4) puede ser empleado para registrar la variación de temperatura en una de las fosas nasales durante la fase respiratoria. Aplicando una corriente baja, se obtiene una señal de voltaje que disminuye cuando el sujeto exhala e incrementa cuando inhala.

Temperatura

La temperatura corporal tanto en la distribución del cuerpo como en el tiempo no es uniforme. Bajo condiciones neutras, temperatura ambiente entre 28 - 30 °C y humedad relativa de 40 - 60%, la temperatura de un individuo desnudo, sano y en reposo es de 37 °C aproximadamente [39]. En la práctica clínica es aceptable un rango entre 36 °C y 37.5 °C. Las temperaturas fuera de ese rango se interpretan en la tabla 2.5.



Figura 2.4: Ejemplo del uso de un termistor como sensor de respiración.

TÉRMINO	DEFINICIÓN
	Temperatura central $< 35^{\circ}\text{C}$
	Caída metabólica
Hipotermia	Subcategorías: Leve $32^{\circ}\text{C} - 35^{\circ}\text{C}$ Moderado $28^{\circ}\text{C} - 32^{\circ}\text{C}$ Severo $< 32^{\circ}\text{C}$
Fiebre	Aumento de la temperatura $> 38^{\circ}\text{C}$
	Temperatura central $> 40^{\circ}\text{C}$
Hipertermia	La temperatura corporal está fuera de control Asociación con lesión o daño a la cabeza que resulta en falla hipotalámica

Tabla 2.5: Interpretación de la temperatura corporal [40].

2. PROTOCOLO ACTUALIZADO

La temperatura corporal puede ser medida directamente sobre el cuerpo mediante el uso de un transductor de contacto como un termopar, un termistor o un dispositivo semiconductor activo. En la práctica, se utiliza un termistor cubierto por una capa de material aislante adherido sobre la piel y asegurado con una cinta adhesiva. Normalmente se toma el valor de la temperatura promediando las temperaturas registradas de distintos lugares, a menos que se requiera una temperatura en un sitio específico [39]. La medición de la temperatura central puede adquirirse de sitios no invasivos como la cavidad oral, la axila, la arteria temporal (frente) y el conducto auditivo externo ya que se cree que estas zonas corporales proporcionan la mejor estimación [40].

La tabla 2.6 presenta un resumen de características de los sensores requeridos para las señales expuestas en las secciones anteriores y que son medidas en este trabajo de investigación.

BIOSEÑAL	TIPO DE SENSOR	COLOCACIÓN DEL SENSOR	RANGO DE FRECUENCIA (Hz)
Frecuencia cardíaca (HR)	Sensor fotoeléctrico	Dedo, lóbulo de la oreja	0.5 - 5
Saturación de oxígeno (SAT)	Sensor fotoeléctrico	Dedo, lóbulo de la oreja	0 - 30
Respuesta galvánica de la piel (GSR)	Electrodo	Mano, pie	0 - 5
Respiración (RESP)	Sensor de aire nasal	Fosas nasales	0 - 10
Temperatura (T)	Termistor	Axila	0 - 0.1

Tabla 2.6: Propiedades eléctricas de las bioseñales [41].

2.3.6. Inducción de estrés

Según la definición considerada por *Bernal et al.*, la ansiedad es generada en un medio de situaciones estresantes, para poder predecir si un individuo experimenta ansiedad a causa de estrés es necesario evaluarla cuando el individuo experimente un estímulo estresante.

Para adquirir las señales fisiológicas relacionadas con el estrés, y no se confundan con otros sucesos de la vida que desencadenen cambios fisiológicos, algunas investigaciones obtienen tal seguridad al inducir dicho estímulo mediante actividades estresoras.

Las respuestas fisiológicas a algún estresor son distintas en cada individuo, pero existe una tendencia repetitiva a reaccionar ante todos los estresores a los que es sometido una misma persona. Por ello, mediante el uso de estresores de laboratorio o de campo (tareas estresoras llevadas a cabo en un contexto real) se estudian las respuestas fisiológicas de sujetos sometidos a estos estímulos (físicos o psicológicos) para poder generalizarlas en situaciones semejantes, además de tener también un mayor control sobre las variables implicadas.

Si bien los estudios de campo permiten la generalización de los resultados, los estudios de laboratorio permiten mayor control de la situación, facilidad de aplicación y posibilidad de réplica [42], por lo que cada investigador decidirá lo que mejor conviene a su estudio.

En el estado del arte, la variedad de actividades estresoras es reducida, los estudios usan alguna variante o combinaciones de los principales estresores de laboratorio. *Moya-Albiol y Salvador* [42] mencionan que entre los estresores psicológicos de laboratorio más utilizados se encuentran, las tareas de hablar en público, las tareas aritméticas, la "tarea stroop"[43] y otras tareas como tiempos de reacción, videojuegos y resolución de problemas. Estos mismos autores describen a grandes rasgos en que consisten estas actividades y algunos ejemplos.

- Hablar en público

En este ámbito se encuentran las entrevistas estresantes, discusiones sobre la vida diaria, resolución de problemas de interacción familiar y la realiza-

2. PROTOCOLO ACTUALIZADO

ción de discursos o presentaciones orales.

El protocolo más usado consiste en la preparación de un discurso de tema libre o establecido para su posterior exposición. Normalmente, comienza intentando relajar al participante, se le brinda las instrucciones y se le da un determinado tiempo para la preparación de su tema; posteriormente, es llevado a otra sala donde expone el tema a uno o varios experimentadores, adicionalmente se le miente al hacerle saber que su participación será grabada o que hay un evaluador detrás de un espejo.

- Tareas aritméticas

Se emplean operaciones como la adición, sustracción o el producto para producir efectos estresantes. Por ejemplo, sumar continuamente los dígitos de un número de tres cifras y a la suma resultante se le añade el número original; respecto a la sustracción, restar de 7 en 7 tan rápido como sea posible desde un número de tres cifras entre 990 y 999, o desde un número específico como el 2193 o 1013. Otras tareas combinan operaciones de adición sustracción y multiplicación, además de incluir el factor tiempo para brindar la respuesta correcta.

- El test stroop

Consiste de una tarea de atención fundamentada en la presentación simultánea de dos estímulos, en la que el participante debe intentar concentrarse en una e ignorar al distractor. La prueba original utilizó palabras incongruentes con fichas de colores, en donde un sujeto tenía que decidir el nombre del color de la ficha ignorando la palabra que aparecía, concidiendo o no con el color de la ficha. Actualmente existen diversas modificaciones de la prueba stroop.

- Tiempo de reacción

Básicamente estas actividades estriban en responder tan pronto como sea posible a estímulos como un tono auditivo, un ícono o una luz a la derecha o izquierda de una pantalla. Otras tareas de este tipo se basan en la presentación secuencial de letras de colores en las que el participante debe presionar una tecla, tan rápido como sea posible, cuando las dos letras sean iguales en carácter y color. Otra tarea consiste en la presentación de una

determinada palabra en un monitor, unas 60 veces en 10 minutos ,oscilando el intervalo de presentación entre 4 y 30 segundos. Estas tareas algunas veces resultan aversivas ya que pueden incorporar la amenaza al sujeto con la administración de un shock eléctrico.

En algunos estudios revisados se observó que uno de los protocolos mayormente usados, es el *Trier Social Stress Test* - (TSST), que consiste de un conjunto o variantes de los estresores de laboratorio mencionados en las líneas anteriores.

Sandulescu et al. [7] para detectar estrés mental, utilizaron el protocolo TSST. Dicho protocolo se compone de una tarea neutral, continuando con la tarea de hablar en público, una tarea cognitiva y finaliza nuevamente con la tarea neutral. La tarea neutral consiste en ocupar dos minutos para constestar preguntas como: ¿Qué tal el clima? o ¿Cómo llegaste?, la tarea de hablar en público consiste en una entrevista de 5 minutos para obtener el un trabajo, posteriormente se le pide al individuo realizar la tarea cognitiva, en la que se le pide mencionar la secuencia del resultado de restar iterativamente 13 unidades a un valor inicial de 1022. Todas las tareas anteriores se desarrollan frente a una audiencia en vivo y una video cámara.

Salai et al. [44] en su estudio los autores midieron los parámetros fisiológicos de un grupo de control mientras el individuo escuchaba música relajante, capturaron los valores de las señales fisiológicas para luego medir los mismos parámetros en los participantes mientras realizaban el “stroop color test”, para inducir estrés mental implementado en un teléfono inteligente. El test consiste en elegir la sección correcta de la pantalla, dividida en cuatro, que contiene la palabra que coincida con el color de su descripción, las secciones incorrectas describen palabras coloreadas con ditinto color a su descripción. Si se comete un error, el juego termina. El usuario necesita obtener el mejor puntaje y solo 10 minutos.

Plarre et al.[45] en su estudio, con el fin de detectar estrés psicológico, además de implementar las dos tareas del TSST, agregan la actividad estresora basada en el frío, este estresor consiste en introducir la mano derecha hasta la muñeca en agua congelada. La sesión dura 1.5 minutos a menos de que el participante decida sacar la mano antes de cumplirse el tiempo.

2.3.7. Reconocimiento de patrones

La tarea de clasificar un grupo de patrones o un conjunto de pruebas en dos o más clases concierne al reconocimiento de patrones, un área de la tecnología conocida como Aprendizaje Máquina (Machine Learning). El Reconocimiento de Patrones (RP) es una rama del campo de la Inteligencia Artificial (IA) la cual se encarga del estudio de cómo las máquinas aprenden y razonan para tomar decisiones como lo hacen los humanos e incluye tanto a la clasificación como al reconocimiento [46].

En este proyecto de investigación se empleará el uso de clasificadores para la identificación de la ansiedad derivada del estrés académico. Las investigaciones sobre el tema, usan la metodología de reconocimiento de patrones; por esto mismo, esta sección está destinada a revisar los conceptos teóricos y metodológicos referentes a esta ciencia.

Conceptos básicos

Un *patrón* es una representación abstracta de un objeto, como una señal o una imagen o simplemente es un vector de valores.

Una *característica* es una medida, atributo o primitiva derivada de un patrón que puede ser útil para su caracterización.

Una *clase* es una colección de patrones similares, pero no necesariamente idénticos que son distinguibles de otras clases.

Cuando se determina que un patrón de una población pertenece a una subpoblación, se dice que se ha realizado un *reconocimiento de patrones*.

Un *conjunto de entrenamiento* es una muestra de patrones etiquetados con la clase a la que corresponden.

Si se elige un conjunto de entrenamiento aleatoriamente y se grafica en el

espacio de características, si es posible construir un clasificador que los separe adecuadamente en dos (o más) clases, el plano o hiperplano que separa a las clases es llamado *frontera de decisión* o *superficie de decisión*, respectivamente.

Proceso del reconocimiento de patrones

La figura 2.5 muestra el proceso representativo del reconocimiento de patrones, el cual consiste de tres fases [47]: adquisición de datos, extracción de características y clasificación.

En la fase de adquisición de datos, los patrones se adquieren o miden mediante sensores y son almacenados, comunmente, en vectores. Luego, los datos adquiridos son llevados a la fase de extracción de características, donde son transformados o su dimensionalidad es reducida al medir y retener sólo algunas características o propiedades de las características. Finalmente, en la fase de clasificación, las características seleccionadas son llevadas al clasificador, el cual evalúa la información de entrada y toma una decisión final. La clasificación establece una transformación entre las características y las clases.

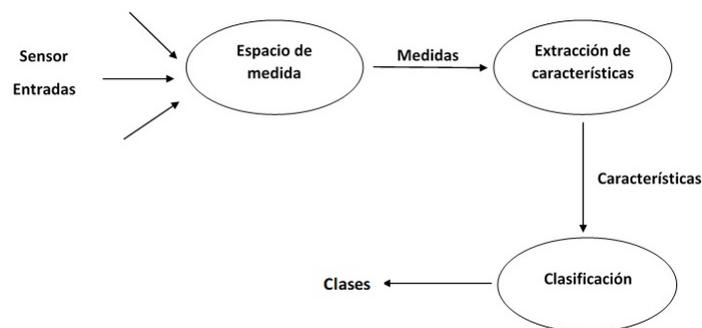


Figura 2.5: Diagrama que muestra el proceso del reconocimiento de patrones (Figura tomada y adaptada de [47]).

En resumen, el reconocimiento de patrones puede ser descrito como una transformación del espacio de medida M al espacio de características F y finalmente

al espacio de decisión D , es decir $M \rightarrow F \rightarrow D$; donde el mapeo $\delta : F \rightarrow D$ es llamado función de decisión y los elementos $d \in D$ son denominados decisiones.

Adquisición de datos

Los datos adquiridos con técnicas de reconocimiento de patrones pueden ser de tipo cualitativo, cuantitativo o ambos, sin embargo, en general, las estructuras de datos utilizados son de dos tipos [47]: vectores de datos de patrones y datos relacionales. Los datos de patrones, son un conjunto de vectores numéricos de Q características y son representados como $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_t\}$, un conjunto de t vectores de características en Ω_Y , el espacio de medida de dimensión Q . Un patrón i , $i = 1, 2, \dots, t$, se representa numéricamente por Y_i y el elemento y_{ij} del vector Y_i , denota la j ésima característica asociada al objeto i . Los datos relacionales representan un conjunto de t^2 relaciones numéricas entre pares de patrones. Por ejemplo, $r_{ii'}$ representa la relación entre los patrones i e i' , en el sentido de alguna relación binaria ρ . Si dos patrones están relacionados mediante ρ y son denotados por el conjunto $O = \{o_1, o_2, \dots, o_t\}$, entonces $\rho = O \times O \rightarrow \mathbb{R}$.

Algunas veces, la fase de adquisición de datos incluye tareas como el preprocesamiento de datos donde se realiza la reducción de ruido, el filtrado, la codificación y mejoras para extraer patrones.

Selección de características

La selección de características, tiene el objetivo de reducir la dimensión del conjunto de datos eliminando las características (también denominadas variables de entrada o atributos) redundantes e irrelevantes en el espacio de medida Ω_Y [47, 48, 49].

El problema de la selección de características conlleva dos aspectos, la formulación de un criterio adecuado para evaluar la bondad de una característica y la selección del subconjunto óptimo de características.

Las medidas para la estimación de la calidad de las características son en su mayoría de carácter estadístico, y puede clasificarse en dos categorías [47]:

- selección de características en el espacio de medición, y
- extracción de características en el espacio transformado.

Las técnicas en la primera categoría reducen la dimensión del conjunto de características descartando la información redundante que llevan las características. Por otro lado, los de la segunda categoría utilizan toda la información contenida en los vectores de datos (patrones) y se asigna un patrón de mayor dimensión a un vector de menor dimensión. Dicho de otro modo, la selección de características es el proceso de seleccionar un mapeo de la forma $X = f(Y)$, para la cual una muestra $Y = (y_1, y_2, \dots, y_Q)$ en un espacio de medida Ω_Y de dimensión Q se transforma en un patrón $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ de un espacio de características Ω_X de dimensión N , con $N < Q$.

Por otro lado, los algoritmos de selección de características se pueden agrupar, con base en la salida del método, en dos categorías [50]: subconjuntos de atributos o ranking de atributos. En la primera categoría se escoge un subconjunto mínimo de características que satisfacen un criterio de evaluación, los métodos heurísticos son comunemente usados para realizar esta tarea; sin embargo, ya que un proceso exhaustivo sería demasiado costoso incluso para bases de datos pequeñas, los algoritmos de la segunda categoría, enlistan de forma ordenada los atributos según una medida de evaluación, aunque una desventaja cuando la salida de un algoritmo es un ranking, es que no es fácil determinar cuántos atributos son necesarios para obtener un buen resultado de clasificación.

Algunos criterios para ordenar atributos son:

- Chi-Square: este método está basado en el estadístico χ^2 que valúa cada característica independientemente con respecto a las clases. El valor χ^2 mayor representa la característica más relevante respecto a la clase.
- Information Gain: este método evalúa las características de acuerdo a su información de ganancia, está basado en el concepto de entropía de la teoría de la información, es una medida de la incertidumbre de una variable aleatoria.
- Relief (RL): este método toma una muestra al azar del conjunto de datos y aplica la técnica del vecino más cercano asignando un peso a cada atributo.

2. PROTOCOLO ACTUALIZADO

El peso de cada atributo se va modificando en función de la habilidad para distinguir entre los valores de la variable clase.

Clasificación

La clasificación es la etapa final en el proceso de reconocimiento de patrones y consiste en agrupar patrones en clases de acuerdo a su probabilidad o a su similitud percibida.

Existe una variedad de enfoques de clasificación [51] entre ellos tenemos:

- Enfoque estadístico, se caracteriza por su dependencia en un modelo de probabilidad explícito. Las redes bayesianas (*Bayesian Networks*) son un ejemplo de algoritmos representativos de este enfoque.
- Enfoque no métrico, este enfoque es particularmente útil para datos categóricos porque se pueden plantear preguntas para obtener respuestas de "sí / no" o "verdadero / falso", aunque puede también ser utilizado con datos cuantitativos. Algunos ejemplos de este enfoque son los árboles de decisión, los métodos sintácticos (o gramaticales) y los clasificadores basados en reglas.
- Enfoque cognitivo, este enfoque incluye redes neuronales (*Artificial Neural Networks* - ANN) y máquinas de soporte vectorial (*Support Vector Machines* - SVMs).

Clasificador de los K vecinos más cercanos (K-NN)

La esencia de este clasificador involucra encontrar la similitud entre un patrón de prueba y cada uno de los patrones del conjunto de entrenamiento. El algoritmo del vecino más cercano (*Nearest Neighbor* - NN) es uno de los procedimientos más simples para clasificar.

A continuación, se describe el algoritmo del vecino más cercano.

Considérese un conjunto de entrenamiento de n patrones $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_n, Y_n)$, donde Y_i es la etiqueta de clase del i -ésimo patrón X_i . Si P es un

nuevo patrón con clasificación desconocida, entonces X_l es su vecino más cercano si

$$d(P, X_l) = \min\{d(P, X_i)\} \text{ para } i = 1, 2, \dots, n \quad (2.1)$$

donde d es cualquier distancia medida en el espacio de patrones. El patrón P es asignado a la clase Y_l asociada con el patrón X_l .

Ahora, si se consideran hallar los K vecinos más cercanos para la clasificación de un nuevo patrón P , el algoritmo de k vecinos más cercanos (K-NN) asigna a P la clase Y_l , si la mayoría de los k vecinos pertenecen a esa clase [47].

El valor elegido para k es crucial, pues para un valor adecuado, la precisión de la clasificación será mejor que usar el algoritmo del vecino más cercano [52].

Clasificador de máquina de soporte vectorial (SVM)

Este método puede ser usado para clasificar datos tanto lineales como no lineales. El algoritmo de máquina de soporte vectorial (*Support Vector Machine* - SVM) utiliza un mapeo no lineal para llevar los patrones del conjunto de entrenamiento a una dimensión superior, dentro de esta nueva dimensión, busca un hiperplano óptimo de separación (frontera de decisión) para distinguir los patrones de una clase, de otra [49].

Dado un conjunto de entrenamiento $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)$ donde $x_i \in R^n$ y $Y \in \{1, -1\}^l$ es la etiqueta del i -ésimo patrón, una máquina de soporte vectorial (SVM) requiere una solución al siguiente problema de optimización [53]:

$$\underset{\mathbf{w}, b, \xi}{\text{mín}} \quad \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (2.2)$$

sujeto a

$$\begin{aligned} y_i(\mathbf{w}^T \phi(x_i) + b) &\geq 1 - \xi_i \\ \xi_i &\geq 0 \end{aligned}$$

2. PROTOCOLO ACTUALIZADO

El vector x_i es mapeado a un espacio de dimensión mayor mediante la función ϕ . El SVM encuentra un hiperplano de separación lineal máximo en este espacio de dimensión superior. $C > 0$ es el parámetro de penalización del término de error. Más aún $K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$ es llamada función kernel. Existen otras funciones kernel que han sido propuestas por investigadores, las siguientes funciones kernel son básicas:

- lineal: $K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$
 - polinomial: $K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + r)^d, \gamma > 0$
 - función de base radial (RBF): $K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma > 0$
 - sigmoideal: $K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r)$
- donde γ, r y d son parámetros del kernel.

Clasificador de regresión lineal (LR)

La regresión lineal (*Linear Regression* - LR) es un tema básico en estadística. Cuando una clase es numérica y todas las características son numéricas, la regresión es una técnica que puede ser considerada.

La idea es expresar la clase de un patrón como una combinación lineal de características con determinados pesos [54].

$$c = w_0 + w_1 + w_2 + \dots + w_k a_k \quad (2.3)$$

donde c es la clase, a_1, a_2, \dots, a_k son los valores de las características y $w_0, w_1, w_2, \dots, w_k$ son los pesos calculados a partir del conjunto de entrenamiento. Debido a la necesidad de expresar los valores de las características para cada uno de los patrones en el conjunto de entrenamiento, la notación es un poco alterada. Si el primer patrón del conjunto de entrenamiento pertenece a la clase, digamos $c^{(1)}$, los valores de sus características asociados se denotan como $a_1^{(1)}, a_2^{(1)}, \dots, a_k^{(1)}$ donde el superíndice indica que los valores pertenecen al primer patrón. También es conveniente incluir una característica extra, a_0 , cuyo valor es siempre 1.

El valor predicho para la clase del primer patrón puede ser escrito como sigue:

$$w_0 a_0^{(1)} + w_1 a_1^{(1)} + w_2 a_2^{(1)} + \dots + w_k a_k^{(1)} = \sum_{j=0}^k w_j a_j^{(1)} \quad (2.4)$$

En esta técnica toma especial importancia la diferencia entre los valores predichos y los actuales para hallar los $k + 1$ valores de los coeficientes w_j mediante el método de mínimos cuadrados, el objetivo es minimizar la suma de los cuadrados de esas diferencias.

Supongamos que se tiene un conjunto de entrenamiento con n patrones denotando al i -ésimo patrón con el superíndice i , entonces la suma de los cuadrados de las diferencias es:

$$\sum_{i=1}^n \left(x^{(i)} - \sum_{j=0}^k w_j a_j^{(i)} \right)^2 \quad (2.5)$$

donde la expresión dentro de los paréntesis indica la diferencia entre el valor de la clase del i ésimo patrón y su valor de clase predicho. La suma de los cuadrados indica la expresión a minimizar para elegir los coeficientes apropiados.

2.4. Planteamiento del problema

Según *García-Ros et al.* [20] en el caso de estudiantes universitarios, un incremento en el estrés se presenta con mayor frecuencia en el año de ingreso a la universidad, debido a que este es un proceso en el que los estudiantes requieren afrontar mayores exigencias en las actividades escolares, mejorar la organización de su tiempo, tener mayor autonomía, entre otras.

La literatura identifica varios efectos a la salud originados por el estrés, entre ellos desórdenes mentales, ira y tristeza, ansiedad, depresión, enfermedades cardiovasculares, enfermedades crónicas, etc. *García et al.* [20] refiere la ansiedad como uno de los efectos del estrés académico pues esta dificulta la concentración, la memoria y otros procesos que disminuyen el rendimiento escolar lo que ocasiona que los estudiantes abandonen sus estudios.

Por ejemplo, *Kitsantas* [55] menciona que en promedio sólo el 73.6% de estudiantes de nueva incorporación a la universidad regresa para continuar sus estudios al siguiente año, por su parte, *García-Ros et al.* [56] refiere que en el año en que se accesa a la universidad se concentran más de la mitad de los casos de

2. PROTOCOLO ACTUALIZADO

deserción académica, y como uno de los motivos se enlista el estrés académico.

En consecuencia, la identificación oportuna de la ansiedad causada por el estrés académico representa un reto para las instituciones educativas. En este caso las universidades, deberían contar con el personal suficiente y capacitado para detectar a los alumnos más propensos a sufrir dicho estado, con la finalidad de poder implementar acciones de prevención o control de los estudiantes y en consecuencia disminuir la deserción escolar.

Los métodos tradicionales para determinar estrés y ansiedad en un individuo consisten en la aplicación de cuestionarios o autoinformes (autoreportes) [57] y entrevistas clínicas a un paciente [58], esto requiere de un especialista (un psicólogo) quien es el responsable de interpretar los cuestionarios y/o llevar a cabo la entrevista. La principal desventaja de estos métodos es su subjetividad, ya que las respuestas plasmadas en los instrumentos psicológicos dependen de la percepción del individuo, en ese momento, sobre sí mismo, además, se requiere que siempre haya un especialista que realice la aplicación e interpretación.

Otra forma de determinar estrés y ansiedad en el ser humano, es mediante la adquisición de su información fisiológica (señales fisiológicas). Las señales fisiológicas comunmente empleadas por estudios realizados para detectar estrés son: el electrocardiograma, la electromiografía, la respuesta galvánica de la piel, la respiración, la dilatación de la pupila y el pulso volumétrico de la sangre [5, 6, 59, 60, 61, 62, 63], respecto a la ansiedad, las medidas fisiológicas con las que pueden medirse son similares, por ejemplo la frecuencia cardíaca, la respuesta galvánica de la piel y el volumen del pulso del dedo [25].

El presente proyecto de investigación tiene como objetivo integrar una plataforma electrónica para la identificación de ansiedad en estudiantes universitarios mediante la medición y evaluación de sus señales fisiológicas. Esta herramienta pretende servir de ayuda a los especialistas para identificar a los alumnos que padecen de ansiedad ocasionada por el estrés académico. Con la plataforma propuesta la identificación de la ansiedad no dependerá de las respuestas del entrevistado.

2.5. Meta de ingeniería

Integrar una plataforma electrónica para detectar la ansiedad derivada del estrés académico mediante la adquisición de señales fisiológicas en estudiantes universitarios.

2.6. Objetivos

El objetivo general de este proyecto de investigación es la integración de una plataforma electrónica para la detección de ansiedad en alumnos universitarios mediante la adquisición y análisis de las señales fisiológicas: frecuencia cardíaca, saturación de oxígeno, respuesta galvánica de la piel, respiración y temperatura corporal, las cuales son algunas de las señales que presentan cambios durante un estado estrés y pueden ser adquiridas con sensores comerciales.

2.6.1. Objetivos particulares

Para cumplir con el objetivo principal de este estudio se plantean los siguientes objetivos particulares:

- Identificar las señales fisiológicas, que se relacionan con la ansiedad y que puedan ser adquiridas a través de sensores de bajo costo.
- Integrar un módulo de adquisición de señales fisiológicas.
- Proponer un protocolo de inducción de estrés en el estudiante.
- Conformar una base de datos con las medidas de las señales fisiológicas adquiridas de un grupo de control de estudiantes universitarios.
- Identificar en el estado del arte las características de la señales fisiológicas que podrían ser usadas para la identificación de la ansiedad causada por el estrés académico.

- Implementar los algoritmos necesarios para obtener las características de cada una de las señales fisiológicas para la selección de características y clasificación.
- Emplear los clasificadores SVM, KNN y RL para obtener el conjunto de características que brinde el menor error de clasificación de la ansiedad con base en el resultado del cuestionario IDARE aplicado a los estudiantes.

2.7. Alcances y limitaciones

2.7.1. Alcances

- Este proyecto de investigación estudia si a través de características de las señales fisiológicas propuestas: frecuencia cardíaca, saturación de oxígeno, respuesta galvánica de la piel, respiración y temperatura corporal, se puede detectar ansiedad en estudiantes universitarios.

2.7.2. Limitaciones

- La plataforma sólo determina si el usuario presenta o no ansiedad, pero no dará ningún diagnóstico sobre algún nivel de ansiedad.
- El estudio sólo se aplica a estudiantes universitarios.
- Los sensores empleados para realizar las mediciones serán sensores comerciales y no serán modificados para este estudio.
- Se empleará el software Weka para realizar la clasificación de datos usando los parámetros establecidos por defecto en dicho software.

2.8. Metodología

Para el desarrollo de esta investigación, se utiliza una metodología compuesta por dos etapas: la implementación del módulo de adquisición de señales fisiológicas y recolección de datos y, el análisis de datos e integración de la plataforma.

1. **Implementación del módulo de adquisición de señales fisiológicas y recolección de datos:** en esta etapa se implementa el módulo para adquirir las señales fisiológicas a estudiantes expuestos a un protocolo de inducción de estrés, para lograr ésta primer etapa fue necesario ejecutar los siguientes pasos.
 - 1.1 Identificar las señales fisiológicas a medir. Con base en el estado del arte, se determinan las señales fisiológicas a medir, aquellas que presentan cambios durante un estado de estrés y puedan también ser adquiridas empleando sensores comerciales.
 - 1.2 Implementar el módulo de adquisición de señales fisiológicas. Empleando una tarjeta de adquisición de datos comercial, se implementa un módulo electrónico (en este caso, la plataforma e-Health con la que se cuenta) para adquirir las señales fisiológicas seleccionadas en el paso 1.1, además, se realizan pruebas preliminares con voluntarios para verificar su correcto funcionamiento.
 - 1.3 Implementar un protocolo para excitar el estado de estrés académico. Se propone, implementa y valida un método o procedimiento para exponer al estudiante a un estado de estrés. El protocolo consiste de la ejecución de tareas reportadas en el estado del arte para inducir estrés. Además, se realizan pruebas preliminares con voluntarios para verificar la confiabilidad del protocolo.
 - 1.4 Evaluar y diagnosticar psicológicamente la ansiedad en los estudiantes. Con el apoyo de un especialista, se aplica el inventario IDARE al grupo de control, clasificando a cada estudiante, según su puntaje obtenido, con ansiedad o sin ansiedad. El grupo de control se conforma de alumnos universitarios de la UAEM.

2. **Análisis de datos y validación de la plataforma:** esta etapa forma parte del proceso de reconocimiento de patrones [46, 47], aquí se ejecutan los siguientes pasos.
 - 2.1 Adquirir datos. Se utilizan los instrumentos derivados de la etapa 1.2 y 1.3 para obtener las señales fisiológicas del grupo de control y se almacena en una base de datos para su posterior análisis.
 - 2.2 Preprocesar datos. Se realiza un análisis de las señales fisiológicas almacenadas en la base de datos para aplicar el proceso filtrado y eliminación de ruido de la señal.
 - 2.3 Extraer y seleccionar características. Empleando los datos procesados en la etapa 2.2 se realiza la extracción y selección de características usando técnicas estadísticas para formular y seleccionar las características más relevantes que permitan determinar ansiedad derivada de un estímulo de estrés académico.
 - 2.4 Evaluación de los clasificadores para identificación de la ansiedad. Empleando las características obtenidas en la etapa 2.3 de cada individuo y sus etiquetas asociadas (con o sin ansiedad) derivadas de la etapa 1.4 se evalúa cada uno de los clasificadores seleccionados mediante la exactitud. Esto con la finalidad de determinar que clasificador es el más óptimo para detectar la ansiedad causada por el estrés académico.

3.1. On the relationship between anxiety and physiological signals on university students

En este capítulo se presenta el manuscrito enviado para su revisión y posible publicación a la revista *Computers in Human Behavior* (ISSN: 0747-5632) de la editorial ELSEVIER. Dicha publicación cuenta con un factor de impacto JCR de 3.5 (2017) y de SJR-SCOPUS de 1.55.

En este manuscrito se reporta un experimento llevado a cabo para la identificación de la ansiedad derivada del estrés académico en estudiantes universitarios. Dicho experimento se realizó a partir del análisis de las señales fisiológicas de un grupo de estudiantes de la Facultad de Ingeniería de la UAEMex. Para la obtención de datos se utilizaron sensores comerciales y la plataforma propuesta en este trabajo. Se propuso un protocolo de inducción de estrés y se analizaron 40 características de 5 señales fisiológicas a partir de datos de series de tiempo de 21 estudiantes. Para realizar la identificación de la ansiedad se emplearon los clasificadores KNN, SVM y regresión lineal. Los resultados obtenidos muestran una precisión superior al 90 % utilizando solo el sensor GSR con el clasificador KNN. La principal contribución es la identificación de las características que podrían usarse como características predictivas de la ansiedad estudiantil empleando el puntaje obtenido en el Inventario de Ansiedad Estado-Rasgo.

Bibliografía

- [1] K. Salaberria, J. Fernández-Montalvo, and E. Echeburúa, “Ansiedad normal, ansiedad patológica y trastornos de ansiedad:¿ un camino discontinuo?,” *Boletín de Psicología*, 48, 67-81, 1995.
- [2] W. James, *The principles of psychology*. Read Books Ltd, 2013.
- [3] J. T. Cacioppo and L. G. Tassinary, “Inferring psychological significance from physiological signals.,” *American Psychologist*, vol. 45, no. 1, p. 16, 1990.
- [4] G. K. Verma and U. S. Tiwary, “Multimodal fusion framework: A multiresolution approach for emotion classification and recognition from physiological signals,” *NeuroImage*, vol. 102, pp. 162–172, 2014.
- [5] J. Wijsman, B. Grundlehner, H. Liu, J. Penders, and H. Hermens, “Wearable physiological sensors reflect mental stress state in office-like situations,” in *Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII), 2013 Humaine Association Conference on*, pp. 600–605, IEEE, 2013.
- [6] P. Karthikeyan, M. Murugappan, and S. Yaacob, “Multiple physiological signal-based human stress identification using non-linear classifiers,” *Elektronika ir elektrotechnika*, vol. 19, no. 7, pp. 80–86, 2013.
- [7] V. Sandulescu, S. Andrews, D. Ellis, N. Bellotto, and O. M. Mozos, “Stress detection using wearable physiological sensors,” in *International Work-Conference on the Interplay Between Natural and Artificial Computation*, pp. 526–532, Springer, 2015.

- [8] O. C. Santos, R. Uria-Rivas, M. C. Rodriguez-Sanchez, and J. G. Boticario, “An open sensing and acting platform for context-aware affective support in ambient intelligent educational settings,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 16, no. 10, pp. 3865–3874, 2016.
- [9] B. Egilmez, E. Poyraz, W. Zhou, G. Memik, P. Dinda, and N. Alshurafa, “Ustress: Understanding college student subjective stress using wrist-based passive sensing,” in *Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops), 2017 IEEE International Conference on*, pp. 673–678, IEEE, 2017.
- [10] J. Melgosa, *¡Sin estrés!* Editorial safeliz, 1994.
- [11] H. Ursin and H. R. Eriksen, “The cognitive activation theory of stress,” *Psychoneuroendocrinology*, vol. 29, no. 5, pp. 567–592, 2004.
- [12] A. García-Mina Freire, “El estrés: la tensión en la vida,” *Crítica*, vol. 60, no. 968, pp. 26–29, 2010.
- [13] G. S. Everly Jr. and J. M. Lating, *A clinical guide to the treatment of the human stress response*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [14] A. B. Macías, “Características del estrés académico de los alumnos de educación media superior,” *Revista Electrónica Psicología Científica. com. Artículo Publicado el*, vol. 29, 2005.
- [15] E. S. Martínez Díaz and D. A. Díaz Gómez, “Una aproximación psicosocial al estrés escolar,” *Educación y educadores*, vol. 10, no. 2, pp. 11–22, 2007.
- [16] M. G. Kadapatti and A. Vijayalaxmi, “Stressors of academic stress-a study on pre-university students,” *Indian Journal of Scientific Research*, vol. 3, no. 1, p. 171, 2012.
- [17] N. García Berrío and R. Zea Mazo, “Estrés académico,” *Revista de psicología Universidad de Antioquia*, vol. 3, no. 2, pp. 55–82, 2012.
- [18] B. Alfonso Águila, M. Calcines Castillo, R. Monteagudo de la Guardia, and Z. Nieves Achon, “Estrés académico,” *Edumecentro*, vol. 7, no. 2, pp. 163–178, 2015.

BIBLIOGRAFÍA

- [19] R. G. Cabanach, A. Souto-Gestal, and V. Franco, “Escala de estresores académicos para la evaluación de los estresores académicos en estudiantes universitarios,” *Revista Iberoamericana de Psicología y Salud*, vol. 7, no. 2, pp. 41–50, 2016.
- [20] R. García-Ros, F. Pérez-González, J. Pérez-Blasco, and L. A. Natividad, “Evaluación del estrés académico en estudiantes de nueva incorporación a la universidad,” *Revista latinoamericana de psicología*, vol. 44, no. 2, pp. 143–154, 2012.
- [21] C. Iurea and C. G. Safta, “The impact of academic stress on students’ performance,” in *Violence Prevention and Safety Promotion in Higher Education Settings*, pp. 128–153, IGI Global, 2018.
- [22] N. E. Depraect Zárata, M. G. Decuir Soto, M. L. Castro Castro, and J. R. Salazar Quintero, “Estrés académico en estudiantes universitarios: Medidas preventivas,” *Revista de la Alta Tecnología y la Sociedad*, vol. 9, no. 4, 2017.
- [23] B. L. Seaward, *Managing stress: Principles and strategies for health and wellbeing*. Jones Bartlett Pub, 1999.
- [24] B. Bernal-Morales, J. F. Rodríguez-Landa, and F. Pulido-Criollo, “Impact of anxiety and depression symptoms on scholar performance in high school and university students,” in *A Fresh Look at Anxiety Disorders*, InTech, 2015.
- [25] L. Kantor, N. S. Endler, R. J. Heslegrave, and N. L. Kocovski, “Validating self-report measures of state and trait anxiety against a physiological measure,” *Current Psychology*, vol. 20, no. 3, pp. 207–215, 2001.
- [26] C. D. Spielberger and R. Díaz-Guerrero, *Idare: inventario de ansiedad: rasgo-estado*. Editorial El Manual Moderno, 1975.
- [27] M. Viedma, “Mecanismos psicofisiológicos de la ansiedad patológica: implicaciones clínicas (tesis doctoral),” *Universidad de granada. España*, 2008.
- [28] M. B. I. Reaz, M. Hussain, and F. Mohd-Yasin, “Techniques of emg signal analysis: detection, processing, classification and applications,” *Biological procedures online*, vol. 8, no. 1, p. 11, 2006.

- [29] E. Kaniusas, “Fundamentals of biosignals,” in *Biomedical Signals and Sensors I*, pp. 183–277, Springer, 2012.
- [30] T. J. Tortora and R. S. Grabowski, *Principios de anatomía y fisiología (9ª edición)*. Oxford University Press, 2002.
- [31] S. P. Penagos, L. Salazar, and F. E. Vera, “Control de signos vitales,” *Guías para manejo de Urgencias. Bogotá, Colombia: Fundación Cardioinfantil*, pp. 1465–1473, 2005.
- [32] P. A. Potter and A. G. Perry, “Fundamentals of nursing,” 2004.
- [33] L. Azcona, “El electrocardiograma,” *Libro de la salud cardiovascular del Hospital Clínico San Carlos y la Fundación BBVA [Internet]. Fundación BBVA*, pp. 49–56, 2009.
- [34] J. Esrat, B. Tilotoma, and S. Umme, “An overview on heart rate monitoring and pulse oximeter system,” *International Journal of Latest Research in Science and Technology*, vol. 3, no. 5, pp. 148–152, 2014.
- [35] R. Ortega, C. J. Hansen, K. Elterman, and A. Woo, “Pulse oximetry,” *N. Engl J. Med.*, vol. 364, pp. 33–6, 2011.
- [36] H. Mejía Salas and M. Mejía Suárez, “Oximetría de pulso,” *Revista de la Sociedad Boliviana de Pediatría*, vol. 51, no. 2, pp. 149–155, 2012.
- [37] Imotions, *Imotions Pocket Guide GSR*. Imotions Biometric Research Platform, 2016.
- [38] “Cooking hacks.” <https://www.cooking-hacks.com/ehealth-sensors-complete-kit-biometric-medical-ardu-ino-raspberry-pi.html>, 2016.
- [39] M. James and Z. George, “Biomedical technology and devices handbook,” 2003.
- [40] L. McCallum and D. Higgins, “Measuring body temperature.,” *Nursing times*, vol. 108, no. 45, pp. 20–22, 2012.
- [41] R. Kramme, K. P. Hoffmann, and R. S. Pozos, *Springer handbook of medical technology*. Springer Science & Business Media, 2011.

BIBLIOGRAFÍA

- [42] L. Moya-Albiol, “Empleo de estresores psicológicos de laboratorio en el estudio de la respuesta psicofisiológica al estrés,” *Annales de psicología*, vol. 17, no. 1, p. 69, 2001.
- [43] P. Karthikeyan, M. Murugappan, and S. Yaacob, “Analysis of stroop color word test-based human stress detection using electrocardiography and heart rate variability signals,” *Arabian Journal for Science & Engineering (Springer Science & Business Media BV)*, vol. 39, no. 3, 2014.
- [44] M. Salai, I. Vassányi, and I. Kósa, “Stress detection using low cost heart rate sensors,” *Journal of Healthcare Engineering*, vol. 2016, 2016.
- [45] K. Plarre, A. Raij, S. M. Hossain, A. A. Ali, M. Nakajima, M. Al’absi, E. Ertin, T. Kamarck, S. Kumar, M. Scott, *et al.*, “Continuous inference of psychological stress from sensory measurements collected in the natural environment,” in *Information Processing in Sensor Networks (IPSN), 2011 10th International Conference on*, pp. 97–108, IEEE, 2011.
- [46] C. G. Looney, *Pattern recognition using neural networks: theory and algorithms for engineers and scientists*. Oxford University Press, Inc., 1997.
- [47] S. Bandyopadhyay and S. K. Pal, *Classification and learning using genetic algorithms: applications in bioinformatics and web intelligence*. Springer Science & Business Media, 2007.
- [48] A. M. De Silva and P. H. Leong, *Grammar-based feature generation for time-series prediction*. Springer, 2015.
- [49] J. Han, J. Pei, and M. Kamber, *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier, 2011.
- [50] R. Ruiz, J. S. Aguilar-Ruiz, and J. C. Riquelme, “Evaluación de rankings de atributos para clasificación,” 2015.
- [51] G. Dougherty, *Pattern recognition and classification: an introduction*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [52] M. N. Murty and V. S. Devi, *Pattern recognition: An algorithmic approach*. Springer Science & Business Media, 2011.

- [53] C. W. Hsu, C. C. Chang, and C. J. Lin, “A practical guide to support vector classification,” 2003.
- [54] I. H. Witten, E. Frank, M. A. Hall, and C. J. Pal, *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*. Morgan Kaufmann, 2016.
- [55] A. Kitsantas, A. Winsler, and F. Huie, “Self-regulation and ability predictors of academic success during college: A predictive validity study,” *Journal of Advanced Academics*, vol. 20, no. 1, pp. 42–68, 2008.
- [56] R. García-Ros and F. Pérez-González, “Una aplicación web para la identificación de sujetos de nuevo acceso a la universidad en situación de riesgo académico.@ ttic,” *Revista d’innovació educativa*, vol. 2, pp. 11–17, 2009.
- [57] C. Gross, “The Standard Stress Scale (SSS): Measuring stress in the life course,” in *Methodological Issues of Longitudinal Surveys*, pp. 233–249, Springer, 2016.
- [58] J. B. Williams, M. Gibbon, M. B. First, R. L. Spitzer, M. Davies, J. Borus, M. J. Howes, J. Kane, H. G. Pope, B. Rounsaville, *et al.*, “The structured clinical interview for DSM-III-R (SCID): II. multisite test-retest reliability,” *Archives of general psychiatry*, vol. 49, no. 8, pp. 630–636, 1992.
- [59] J. A. Healey and R. W. Picard, “Detecting stress during real-world driving tasks using physiological sensors,” *IEEE Transactions on intelligent transportation systems*, vol. 6, no. 2, pp. 156–166, 2005.
- [60] J. Zhai and A. Barreto, “Stress detection in computer users based on digital signal processing of noninvasive physiological variables,” in *Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS’06. 28th Annual International Conference of the IEEE*, pp. 1355–1358, IEEE, 2006.
- [61] J. Wijsman, B. Grundlehner, J. Penders, and H. Hermens, “Trapezius muscle emg as predictor of mental stress,” in *Wireless Health 2010*, pp. 155–163, ACM, 2010.
- [62] J. Bakker, M. Pechenizkiy, and N. Sidorova, “What’s your current stress level? detection of stress patterns from gsr sensor data,” in *Data Mining Workshops (ICDMW), 2011 IEEE 11th International Conference on*, pp. 573–580, IEEE, 2011.

BIBLIOGRAFÍA

- [63] A. de Santos Sierra, C. S. Ávila, J. G. Casanova, and G. B. del Pozo, “A stress-detection system based on physiological signals and fuzzy logic,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 58, no. 10, pp. 4857–4865, 2011.