



Universidad Tecnológica Nacional
Rectorado
Secretaría de Ciencia, Tecnología y
Posgrado

SISTEMA DE INFORMACION DE CIENCIA Y
TECNOLOGIA (SICyT)

FORMULARIO PARA PROYECTOS DE INVESTIGACIÓN Y DESARROLLO

Código del Proyecto: EIUTIME0003601TC

1. Unidad Científico-Tecnológica

FR Mendoza - LABORATORIO DHARMA

2. Denominación del PID

Aprendizaje automático aplicado a problemas de Visión Computacional

3. Resumen Técnico del PID

Como interés central de nuestro laboratorio se encuentra el diseño de nuevos algoritmos de aprendizaje automático (también conocido como aprendizaje de máquinas (AM)), y la transferencia al medio local y nacional de estas tecnologías, muy novedosas en el área de la informática, que por su alto poder innovador, van demostrando un importante impacto en el entorno socio-productivo en la medida que su nivel de avance vá alcanzando la maduración suficiente. En materia de diseño de nuevos algoritmos, nos hemos especializado en algoritmos de aprendizaje automático de modelos probabilísticos gráficos (MPG), como son las redes Bayesianas y Markovianas (también llamadas Markov Random Fields), que operan bajo condiciones de incertidumbre (respecto de la precisión en las muestras de entrada a los algoritmos). Muchas de estas tecnologías se encuentran lejos de converger a su grado máximo de madurez, motivando una importante labor científica a nivel mundial en la investigación de nuevos algoritmos de aprendizaje que permitan modelar dominios mas complejos, i.e., en número de variables, cantidad de valores por variables, y complejidad de las interacciones entre estas variables; y para condiciones de aprendizaje mas desafiantes como ser muestras mas pequeñas de datos, o mas ruidosas (inciertas). En pocas palabras, aprendizaje de modelos con mas variables e interacciones mas complejas entre ellas, bajo condiciones de ruido/incertidumbre y muestras pequeñas. En pos de avanzar en nuevos algoritmos, aplicar estas tecnologías en el desarrollo de sistemas innovadores de interés de la industria local y regional nos provee una retroalimentación positiva en el desarrollo científico. Una aplicación real, con sus complejidades, expone las dificultades de los algoritmos existentes en resolver el problema. De no existir interesados con necesidades reales, concretas, y definidas, uno se vería tentado en simplificar la complejidad del problema en alternativas poco realistas, llegando incluso a limitar el alcance real del problema a resolver con tal de que los algoritmos existentes sean suficientes. % Los interlocutores interesados, por el contrario, nos guían y exigen definiciones realistas del problemas; guiando con un sentido práctico y concreto las mejoras propuestas para los algoritmos. En la práctica, nos hemos encontrado con dificultades para iniciar transferencias con el medio socio-productivo, resultante principalmente de la dificultad de los interesados en reconocer problemas que puedan ser resueltos con las tecnologías del AM. Para mitigar esta brecha, nos hemos concentrado recientemente en las tecnologías de Visión Computacional (VC) ya que no solo permiten achicar la brecha por la sencillez en reconocer sus potenciales aplicaciones, sino que además una gran mayoría de sus problemáticas requieren de algoritmos de AM. En particular resaltamos uno de los desafíos mas importantes de la VC, el problema de reconocimiento semántico de una imagen y sus partes. Este problema requiere encontrar y reconocer patrones que involucran a cientos de miles de pixeles, en variadas escalas. La complejidad del problema ha resultado en decenas de diferentes técnicas que resuelven parcialmente diferentes sub-problemas. En el bajo nivel se trabaja en problemas de mapeo de pixel a pixel como ser detección de bordes, extracción de características visuales, etc.; en el nivel medio se trabaja en mapeos de pixeles a regiones de interés como ser segmentación o reconstrucción de la estructura 3D a partir de movimiento; y en el nivel mas alto se trabaja en

mapeos de píxeles y regiones a categorías abstractas como ser reconocimiento, clasificación, localización. En nuestra investigación nos hemos concentrado en los problemas de segmentación, reconocimiento y clasificación. El problema de segmentación de la imagen involucra particionar la imagen en varias clases, de acuerdo a características como color, texturas, y otras características de bajo nivel, asignando a cada píxel una de las etiquetas de clase de acuerdo a sus características. Los grupos o particiones formadas de esta manera, conllevan una semántica de bajo nivel, pero no reconocible a alto nivel (e.g., no puede reconocerse que cierta parte de la imagen es una 'vaca'). Otros involucran reconocimiento de alto nivel (e.g., reconocer que el segmento asignado a la segunda etiqueta corresponde a una 'vaca'). Estos y varios otros sub-problemas de VC son no solo propicios para el AM, ya que requieren aprender modelos de clasificación y/o regresión, sino que además son desafiantes por involucrar cientos de miles de variables y pocos datos de entrada (unas pocas imágenes de ejemplo). Por todo ello, en el presente proyecto estructuramos los objetivos de producción científica y tecnológica de los próximos 3 años en la aplicación de Visión Computacional a problemáticas reales de alcance regional y nacional con complejidad suficiente para demarcar los límites de lo posible de los algoritmos de Aprendizaje de Máquinas existentes; con énfasis particular en los algoritmos de aprendizaje de Modelos Probabilísticos Gráficos. En un desarrollo previo al presente proyecto hemos reconocido dos líneas de investigación aplicada que satisfacen este requerimiento: (i) Segmentación 3D y Aprendizaje de Máquinas para la medición automática del nivel de exposición a la luz solar de las componentes de una planta de vid., y (ii) Segmentación 3D y Aprendizaje de Máquinas para la medición de actividad muscular a través de imágenes de piel desnuda. Presentamos a continuación una breve introducción a cada una de estas problemáticas.

TÉCNICAS DE VISIÓN COMPUTACIONAL Y APRENDIZAJE DE MÁQUINAS PARA LA MEDICIÓN AUTOMÁTICA DEL NIVEL DE EXPOSICIÓN A LA LUZ SOLAR DE LAS COMPONENTES DE UNA PLANTA DE VID:

La vitivinicultura Argentina ocupa un importante lugar en el contexto mundial y comienza a posicionarse como un exportador altamente competitivo de los tradicionales países vitivinícolas tales como Francia, España e Italia. El incremento de las exportaciones de vinos, alcanzando un total de 740 millones de dólares en el 2012, ha hecho que en los últimos 10 años se haya incorporado a los países exportadores de vinos, y que en el año 2010 el poder ejecutivo nacional allá declarado al vino como la bebida nacional. Argentina actualmente posee una superficie cultivada con vid de 228.575 ha, (base congelada al cierre de la cosecha 2010). Por su parte, la provincia de Mendoza posee una superficie cultivada con vid de 160.704 ha, (base congelada al cierre de la cosecha 2010) representando el 70,31% del total de la superficie cultivada con vid del país, convirtiéndola en la principal productora de productos vitivinícolas del país. Recientemente además, Mendoza ha sido incorporada a la red Great Wine Capitals Global Network. Estos datos demuestran la importancia de continuar mejorando tanto la productividad como la calidad de los frutos producidos. Los factores de mayor impacto en la productividad de frutos de calidad son la cantidad de nutrientes y agua que recibe la planta, su capacidad fotosintética, y la cantidad de luz solar directa recibida por los frutos y yemas (ver por ejemplo [Kliewer et. al. 2005]). Estas últimas se ubican en la base de cada hoja (en el punto de contacto con la rama), de la cual nacerá un racimo en la campaña del año siguiente. La productividad de dicho racimo dependerá de la cantidad de luz solar que reciba la yema. Vemos entonces que la exposición a la luz solar de la planta de vid beneficia a sus órganos en los ciclos vegetativos y reproductivos, lo que puede influir en el equilibrio productivo de la planta:

- * La exposición de sus hojas determina la capacidad fotosintética de la planta, que a su vez afecta su capacidad de producir fotoasimilados que serán destinados a la producción de hojas, brotes, y a la maduración de los racimos.
- * La exposición a la luz solar de los frutos tiene un efecto en la producción de antocianos y otras materias colorantes de los frutos que tiene una fuerte influencia en la calidad final del mismo. Si se trata del caso de la uva, el color alcanzado en los racimos determinará en parte el color del vino.
- * Por último, la exposición a la luz solar de sus yemas determinará la capacidad de diferenciación hacia estructuras reproductivas (racimos) en el brote del siguiente ciclo. Actualmente, estas cantidades se obtienen a través de la medición de:

- * diámetro del tronco para determinar la capacidad de transportar nutrientes,
- * características del suelo para determinar la calidad y cantidad de nutrientes,
- * ubicación general de los frutos relativos a las hojas, y
- * el área foliar (AF) para determinar la capacidad fotosintética (definida como la suma del área de todas las hojas de la planta, incluyendo las hojas internas que no se encuentran directamente expuestas a la radiación solar.)

La medición de estas cantidades es en la práctica costosa y propensa a errores ya que por lo general aún utilizan métodos manuales de medición (e.g., calibre para medición de diámetro de tronco, regla para medir altura de las hojas, conteo manual de hojas, etc.). Sin embargo, las tecnologías de la información y en especial la percepción automática propuesta por recientes avances en el área de Visión Computacional, sugieren alternativas más efectivas para la estimación de estas variables. En una investigación reciente [Perez y Bromberg 2014], hemos propuesto un método práctico y efectivo para la automatización de la medición del diámetro de troncos de vid, el cual demuestra ser más preciso al reducir la intervención manual en diferentes etapas de la medición (e.g., en la medición misma y en la captura de los valores medidos). En el marco del presente proyecto nos proponemos expandir estos resultados al resto de la planta, proponiendo el diseño e

implementación de un sistema de medición automática del grado de exposición a la luz solar de las diferentes componentes de la planta. En el caso de las hojas se espera que resulte en un método superior al área foliar. Para el caso de los frutos, se espera no solo poder determinar de manera mas precisa la cantidad de frutos, sino que también determinar el grado de exposición a la luz solar. En general, esperamos extender las prestaciones del método manual incluyendo en nuestra medición la ubicación precisa en el espacio 3D de los granos, las hojas, y las yemas.

Alimentado con esta información mas información de localización geográfica, es sencillo visionar un modelo que permita computar la cantidad integrada de luz solar recibida por cada hoja, cada grano de vid, y cada yema, en cierto día dado del año; mejorando de esta manera considerablemente la precisión en la estimación de cantidad de luz solar recibida por ellos a lo largo del año. Estas información brindarían al agrónomo, de manera precisa y efectiva, la exposición a la luz solar de cada componente. Esta información es de suma importancia ya que les permite modelar de manera mas efectiva la incidencia de diferentes regímenes de tratamiento de la planta (e.g., poda, riego) para maximizar, de manera equilibrada, la productividad y calidad de la planta a lo largo de su vida. Un ejemplo de esto son los tratamientos de poda de las hojas, que por un lado eliminan potenciales contribuciones foto-sintéticas, pero a su vez exponen a la luz a las yemas y los frutos. **INTRODUCCIÓN AL PROBLEMA DE MEDICIÓN POR IMÁGENES DE VARIABLES BIOMECÁNICAS:** La biomecánica es una disciplina científica que tiene por objeto el estudio de las estructuras de carácter mecánico, modelos, fenómenos y leyes que sean relevantes al movimiento y al equilibrio de los seres vivos, fundamentalmente del cuerpo humano. Las variables biomecánicas mas estudiadas al momento de analizar el movimiento humano son las fuerzas internas y los torques que se producen en los músculos y articulaciones, respectivamente, durante la ejecución de estos movimientos [Manal and Buchanan 2004, Pandy and Barr 2004, and Shao and Buchanan 2004]. El análisis de estas variables biomecánicas

permite identificar movimientos perjudiciales para la salud, situaciones de sobre esfuerzo, posiciones in/adecuadas, trastornos del sistema musculo-esquelético, movimiento óptimo, entre otras situaciones de alto impacto en la salud y efectividad del cuerpo durante el desarrollo de diferentes actividades humanas como son la ocupacional [Chaffin 1984, Jonsson et. al. 1982, Mientjes et. al. 1999], la ergonomía [Tichauer et. al. 1978; Kumar et. al. 1999; Mathiassen et. al. 1995; Kumar et. al. 1996; Van et. al. 1998], y el deporte [Hay 1993, McGinnis 2013, Yeadon et. al. 1994; Digiovine et. al. 1992; Mero and Komi 1994]; entre otros. La estimación de las fuerzas internas de los músculos y los torques soportados por las articulaciones no se realiza por medio de mediciones directas, sino a través de una combinación de medición directa de la actividad muscular y variables cinemáticas (posiciones de las articulaciones en cada instante de tiempo), utilizando modelos dinámicos complejos. En años recientes se ha alcanzado un grado de madurez importante en la medición automática por imágenes de las variables cinemáticas gracias a la aparición en el mercado de sensores de profundidad económicos como son el Microsoft Kinect, Asus Xtion, PrimeSense Carmine, entre otros. Con estos dispositivos ha sido posible la medición precisa y dinámica de la posición de las articulaciones [Dutta 2012]. Sin embargo, no existe aún tecnología convincente para una estimación precisa de la actividad muscular a través de imágenes. Actualmente, para estimar el nivel de actividad muscular que ejerce un músculo normalmente se usa un dispositivo costoso (aprox. US \$4000) llamado electromiógrafo (EMG) que mide el nivel de activación muscular de forma eléctrica. La medición con este dispositivo requiere adhesión de electrodos cableados al cuerpo o introducción de agujas en los músculos. Esto lo transforma en una técnica de medición no solo intrusiva, sino que también de aplicabilidad limitada por las limitaciones al movimiento propias del cableado.

4. Programa

Electrónica, Informática y Comunicaciones

5. Proyecto

Tipo de Proyecto: UTN (PID UTN) CON INCORPORACION EN PROGRAMA INCENTIVOS

Tipo de Actividad: Investigación Aplicada

Campos de Aplicación:

Rubro	Descrip. Actividad	Otra (especificada)
SALUD HUMANA (Desarrollo, protección y mejoramiento)	Instrumental Médico y Odontológico	
AGROPECUARIO (Producción y tecnología)	Producción vegetal	

Disciplinas Científicas:

Rubro	Disciplina Científica	Otras Disciplinas Científicas

CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN E INFORMÁTICA

Inteligencia Artificial

-

Palabras Clave

Inteligencia-artificial Aprendizaje-automático Visión-Computacional Viticultura-de-precisión Biomecánica

6. Fechas de realización

Inicio	Fin	Duración	Fecha de Homologación
1/1/2015	12/31/2017	36 meses	-

7. Aprobación/ Acreditación / Homologación / Reconocimiento (para ser completado por la SCTyP - Rectorado)**7.1 Aprobación / Acreditación / Reconocimiento (para ser completado por la FR cuando se posea N° Resolución)**

N° de Resolución de aprobación de la FR:

7.2 Homologación (para ser completado por la SCTyP - Rectorado)

Código SCTyP :

EIUTIME0003601TC

Disposición SCTyP:

Código Ministerio:

8. Estado (para ser completado por la SCTyP - Rectorado)

EN TRÁMITE

9. Avals (presentación obligatoria de avals)**10. Personal Científico Tecnológico que participa en el PID**

Apellido y Nombre	Cargo	Hs/Sem	Fecha Alta	Fecha Baja	Otros Cargos
BROMBERG, FACUNDO	DIRECTOR	40	1/1/2015	12/31/2017	-
PEREZ, SEBASTIÁN	BECARIO POSGRADO - DOCTORAL EN EL PAÍS	40	1/1/2015	12/31/2017	-
SCHLUTER, FEDERICO	BECARIO POSGRADO - DOCTORAL EN EL PAÍS	10	1/1/2015	12/31/2017	-
EDERA, ALEJANDRO	BECARIO POSGRADO - DOCTORAL EN EL PAÍS	10	1/1/2015	12/31/2017	-
DIEDRICHS ESCUDERO, ANA LAURA	BECARIO POSGRADO - DOCTORAL EN EL PAÍS	10	1/1/2015	12/31/2017	-
ABRAHAM, LEANDRO	BECARIO POSGRADO - DOCTORAL EN EL PAÍS	40	1/1/2015	12/31/2017	-
DIAZ, CARLOS ARIEL	BECARIO BINID	20	1/1/2015	12/31/2017	-
STRAPPA, YANELA DAIANA	BECARIO BINID	10	1/1/2015	12/31/2017	-
MANGANIELLO, MICHAEL JONATHAN	BECARIO ALUMNO FAC.REG.	10	1/1/2015	12/31/2017	-
RIBAS, ALEXANDRE	INVESTIGADOR TESISTA	10	1/1/2015	12/31/2017	-

11. Datos de la investigación**Estado actual de concimiento del tema**

Discutimos por separado el estado de avance de cada uno de los objetivos específicos.

OBJETIVO ESPECIFICO N°1: Segmentación 3D y Aprendizaje de Máquinas para la medición automática del nivel de exposición a la luz solar de una planta de vid

La detección automática de las partes individuales de una planta (hojas, venas, brotes, frutos, tronco, etc) es una

La detección automática de las partes individuales de una planta (hojas, yemas, brotes, frutos, tallos, etc.) es una tarea fundamental para lograr alta precisión en las prácticas agrícolas.

La identificación precisa de estos elementos es una tarea altamente desafiante para disciplinas que se aplican cada vez más en agricultura, como por ser robótica y visión computacional [Kapach et. al. 2012; Slaughter et. al. 2008].

En las últimas décadas, se han presentado numerosos trabajos basados en técnicas de AM y VC, que tienen por finalidad detectar los elementos individuales de una planta [Guyer et. al. 1984], como ser detección de hojas [Lee et. al. 2004; Neto et. al. 2006; Tang et. al. 2009; Wang et. al. 2008], de frutos [Jimenez et. al. 2000; Patel et. al. 2012; Tabb et. al. 2006; Zeng et. al. 2009] y otros [Bromberg & Perez 2012; Chen et. al. 2002; Fernandez et. al. 2013].

En general, entre las técnicas de AM y CV empleadas podemos encontrar: markov random fields, conditional random fields, clustering, thresholding, edge detection, fuzzy sets, y otros [Bhattacharyya 2011; Bishop 2009; Lucchese and Mitra 2001].

Además, se han introducido técnicas de visión estéreo (imágenes RGB con profundidad) y template matching para solucionar los problemas de oclusión que surgen al utilizar las técnicas anteriores sobre imágenes 2D [Jimenez et. al. 1999; Teng et. al. 2011; Zhang et. al. 2008].

Todos estos métodos requieren de una imagen de la planta en 3D, que suele venir por lo general en dos versiones: nube de píxeles, mallas 3D.

La tarea de obtener estas imágenes 3D de una planta es muy compleja, ya que que las mismas poseen una geometría complicada y varían ampliamente en su apariencia.

Existen diversas técnicas que utilizan imágenes 2D de plantas reales para reconstruir la imagen 3D [Quan et. al. 2006; Reche-Martínez et al. 2004].

Sin embargo, o suelen requerir intervención humana o para lograr imágenes precisas requieren condiciones altamente controladas, por lo general solo alcanzables en condiciones de laboratorio [Shlyakhter et al. 2001].

Otras técnicas utilizadas en la reconstrucción de imágenes 3D de plantas están basadas en laser-scanning [Fröhlich et. al. 2004; Thies et. al. 2004], logrando resultados más precisos que los basados en imágenes 2D.

Además, existen métodos para generar la una representación 3D de la escena a partir de una filmación 2D de la planta (Kien 2005; Repko 2005; Szeliski 2010).

Esto puede combinarse con imágenes 2D stereo, que mejoran aún mas la precisión (Biskup et. al. 2007; Szeliski 2010).

También es posible utilizar algún sensor de profundidad, como ser el Microsoft Kinect, el Asus Xtion, PrimeSense Carmine, entre otros; aunque en general estos se encuentran aún limitados en exteriores debido a las interferencias de luz infrarroja del sol (Azzari et. al. 2013; Chéné et. al. 2012).

En la literatura se pueden encontrar algunos trabajos que abordan el problema de segmentación automática de partes de una planta, utilizando una representación 3D de la misma [Gaëtan et. al. 2012; Paproki et. al. 2011; Paulus et. al. 2013, o Shamir 2008 para una revisión de segmentación en mallas 3D].

El trabajo de Paproki es de especial interés ya que propone un sistema para no solo segmentar las partes de la planta, sino la medición de diferentes variables geométricas como ser: longitud de tallo y ancho/alto/área de las hojas.

Sin embargo, a pesar de la similitud del alcance al propuesto en este proyecto, este difiere con nuestro proyecto en los requerimientos de uso final del sistema.

En nuestro caso consideramos como objetivo de uso la medición en campo al aire libre, por personal poco especializado, en plantas reales, y condiciones de luminosidad adversas.

En cambio, el sistema propuesto por Paproki tiene como objetivo la medición en laboratorio de plantas pequeñas, en maceta, bajo condiciones de luminosidad controladas, y sistema de escaneo 3D de alta precisión (32 fotografías obtenidas a ángulos precisos, con la cámara montada en trípode y la planta montada en plataforma circular).

Además, el trabajo fue realizado para plantas de algodón que, en las propias palabras del autor, poseen convenientes regularidades estructurales (un tallo principal, y luego solo pares tallo-hoja), inexistentes en las plantas de vid.

Paulus et. al. 2013 presenta un sistema para el fenotipado de plantas totalmente automatizado. El fenotipado de plantas implica el análisis de la estructura geométrica de la planta. a través de la medición de sus atributos

plantas implica el análisis de la estructura geométrica de la planta, a través de la medición de sus atributos observables.

Para esto, utilizan técnicas de segmentación y clasificación sobre una nube de píxeles 3D de la planta, obtenida a través de 3D-laserscans bajo condiciones controladas de laboratorio.

De la misma manera que para el trabajo de Paproki, a pesar de la similitud con nuestra investigación, el objetivo principal de este trabajo difiere al nuestro, ya que este sistema se propone para la medición en laboratorio, bajo condiciones controladas de luminosidad y de la escena.

El trabajo de Gaëtan et. al. 2012 propone un método para estimar el nivel de exposición a la luz solar de una planta a partir de una nube de píxeles 3D, obtenida con tecnología 3D-laserscans en condiciones controladas de laboratorio.

Primero realizan una estimación del área foliar total de la planta a partir del número total de puntos escaneados y su distribución espacial.

Luego utilizan en valor estimado de área foliar total para estimar el nivel de exposición a la luz solar de la planta, ya que ambas variables se encuentran altamente correlacionadas.

Por lo tanto, este trabajo basa el cálculo en 2 correlaciones anidadas: entre las propiedades de la nube de píxeles 3D y el área foliar total; y entre el área foliar total y la exposición a luz solar.

Por otro lado, nuestro objetivo es calcular la exposición a la luz solar real de cada parte de la planta, para cada hora del día, teniendo en cuenta las zonas que reciben sombras.

%-----

OBJETIVO ESPECIFICO N°2: Segmentación 3D y Aprendizaje de Máquinas para la medición de actividad muscular a través de imágenes de piel desnuda.

Presentaremos en esta sección los trabajos más relacionados en cuanto a la aplicación de Visión Computacional al sensado muscular.

Encontramos en la literatura una serie de trabajos relacionados al sensado muscular a partir de imágenes de ultrasonido.

Entre los problemas que resuelven los trabajos citados podemos ver el de estimación de desplazamientos y movimientos

musculares [Peng et. al. 2006; Li et. al. 2014]; estimación de medidas internas del músculo como son: volumen, tamaño, diámetro, largo, área,

fuerza de contracción máxima voluntaria, entre otros así también como la relación de estas medidas con los distintos niveles de actividad muscular [Chi-Fishman et. al. 2004; Barber et. al. 2009; De Oliveira et. al. 2010] y finalmente identificar flexión de los dedos y momento de ocurrencia [Shi et. al. 2010].

Como se observa, los problemas que resuelven puntualmente estos trabajos estiman una gran cantidad de variables musculares, entre ellas medidas que son correlativas a la carga muscular.

A pesar de que estos problemas son similares al que nosotros resolvemos, estos autores no atacan el problema puntual de estimar carga o esfuerzo muscular mediante imágenes de la piel.

El uso de imágenes de ultrasonido no siempre es posible. Estas imágenes se deben capturar con dispositivos especiales, costosos y que requieren contacto directo con la piel imposibilitando el sensado a distancia.

Las técnicas de visión computacional aquí utilizadas podrían servir como guía y ser aplicadas para resolver nuestro problema en trabajos futuros.

Además en la literatura es posible encontrar trabajos que realizan sensado muscular aplicando visión computacional a imágenes externas como en [Zoccolan et. al. 2001; Zoccolan et. al. 2002].

Estos trabajos resuelven el problema de estimar el nivel de contracción muscular en sanguijuelas a partir de imágenes de movimiento microscópicas de su piel.

El problema resuelto por los autores mencionados esta relacionado con el que queremos resolvemos en esta investigación, en cuanto a que tratan de cuantizar o caracterizar la contracción de un músculo en base a imágenes externas.

Sin embargo, no trabajan sobre piel humana y lo hacen a partir de videos utilizando técnicas que caracterizan el movimiento de los pixels realizando un seguimiento de un cuadro a otro del video.

De estos trabajos podemos rescatar que si bien no se trabaja sobre piel humana, pueden ser un buen antecedente para caracterizar movimiento de texturas, v sus resultados podrían ser aplicables a piel humana para caracterizar

la contracción muscular en personas para posteriormente estimar nivel de carga. Sin duda son un competidor a considerar en la evaluación de nuestros métodos.

Existen en la literatura además una serie de trabajos que se dedican a la tarea de predecir señales de EMG (EMG Prediction) en vez de realizar estimación directa de la contracción del músculo.

Aquí presentaremos brevemente aquellos que lo realizan en base a información visual destacando que los mismos generalmente utilizan sistemas multi-cámaras o con marcadores, lo que los hace relativamente intrusivos y poco prácticos.

En estos trabajos se realiza tracking de las articulaciones del cuerpo para obtener información kinemática del mismo y a partir de eso predecir la señal de EMG [Prentice et. al. 2001 y Larusen et. al. 2003, Matheson Rittenhouse et. al. 2006].

Entre las técnicas utilizadas para la predicción se encuentran: redes neuronales usadas en [Prentice et. al. 2001; Matheson Rittenhouse et. al. 2006]; modelos biomecánicos en [Larusen et. al. 2003] y métodos probabilísticos en [Anderson et. al. 2008].

Los trabajos presentados predicen un valor numérico de activación eléctrica muscular íntimamente relacionado con las variables fuerza y torque.

A pesar de esto los enfoques existentes no usan información puramente visual y de la piel y no capturan esa información de forma práctica y no intrusiva.

REFERENCIAS

Anderson, C.V., Fuglevand, A.J. (2008) Probability-based prediction of activity in multiple arm muscles: implications for functional electrical stimulation, *Journal of neurophysiology* 100(1), 482–494

Azzari, G., Goulden, M. L., & Rusu, R. B. (2013). Rapid characterization of vegetation structure with a microsoft kinect sensor. *Sensors*, 13(2), 2384-2398.

Barber, L., Barrett, R., Lichtwark, G. (2009) Validation of a freehand 3d ultrasound system for morphological measures of the medial gastrocnemius muscle, *Journal of biomechanics* 42(9), 1313–1319

Becker, M., & Magnenat-Thalmann, N. (2014). Deformable Models in Medical Image Segmentation. In *3D Multiscale Physiological Human* (pp. 81-106). Springer London.

Bhattacharyya, S. (2011) A brief survey of color image preprocessing and segmentation techniques, *Journal of Pattern Recognition Research* 6, no. 1, 120–129.

Bishop, C.M. (2009) *Pattern recognition and machine learning*, Springer.

Biskup, B., Scharr, H., Schurr, U., & Rascher, U. W. E. (2007). A stereo imaging system for measuring structural parameters of plant canopies. *Plant, cell & environment*, 30(10), 1299-1308.

Bromberg F., Perez, D. S. (2012) Segmentación de Imágenes en Viñedos para la Medición Autónoma de Variables Vitícolas.. CACIC-WASI, UNS Octubre, 2012.

Brunelli, R. (2009). *Template matching techniques in computer vision: theory and practice*. John Wiley & Sons.

Chaffin, Don B and Andersson, Gunnar and Martin, Bernard J and others (1984). *Occupational biomechanics*. Wiley New York 1984.

Chen, Y. R., Chao, K., & Kim, M. S. (2002). Machine vision technology for agricultural applications. *Computers and electronics in Agriculture*, 36(2), 173-191.

Chéné, Y., Rousseau, D., Lucidarme, P., Bertheloot, J., Caffier, V., Morel, P., & Chapeau-Blondeau, F. (2012). On the use of depth camera for 3D phenotyping of entire plants. *Computers and Electronics in Agriculture*, 82, 122-127.

- Chi-Fishman, G., Hicks, J.E., Cintas, H.M., Sonies, B.C., Gerber, L.H. (2004) Ultrasound imaging distinguishes between normal and weak muscle, *Archives of physical medicine and rehabilitation* 85(6), 980–986
- De la Fuente, M., Baeza, P., Sánchez de Miguel, P., Lissarrague, J. (2010) Relación entre la superficie foliar expuesta, el nivel de radiación interceptado y el rendimiento global de la planta In book: 33th World Congress of Vine and Wine OIV, Edition: 1, Chapter: 3, Publisher: OIV, Editors: OIV.
- Delagrangé, S., and Rochon, P. (2011). "Reconstruction and analysis of a deciduous sampling using digital photographs or terrestrial-LiDAR technology" *Annals of Botany* 108(6): 991-1000.
- De Oliveira, L.F., Luporini Menegaldo, L. (2010) Individual-specific muscle maximum force estimation using ultrasound for ankle joint torque prediction using an emg-driven hill-type model. *Journal of biomechanics* 43(14), 2816–2821
- DiGiovine, Nick M and Jobe, Frank W and Pink, Marilyn and Perry, Jacquelin (1992), An electromyographic analysis of the upper extremity in pitching in *Journal of Shoulder and Elbow Surgery*, vol. 1, num. 1, pp. 15-25
- Dutta, T. (2012). Evaluation of the Kinect™ sensor for 3-D kinematic measurement in the workplace. *Applied ergonomics*, 43(4), 645-649.
- Fernández, R., Montes, H., Salinas, C., Sarria, J., & Armada, M. (2013). Combination of RGB and Multispectral Imagery for Discrimination of Cabernet Sauvignon Grapevine Elements. *Sensors*, 13(6), 7838-7859.
- Fröhlich, C., & Mettenleiter, M. (2004). Terrestrial laser scanning—new perspectives in 3D surveying. *International archives of photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences*, 36(Part 8), W2.
- Gaëtan, L., Serge, C., Annie, E., Didier, C., & Frederic, B. (2012, October). Characterization of whole plant leaf area properties using laser scanner point clouds. In *Plant Growth Modeling, Simulation, Visualization and Applications (PMA), 2012 IEEE Fourth International Symposium on* (pp. 250-253). IEEE.
- Gliessman, S. R. (2002) *Agroecología: procesos ecológicos en agricultura sostenible*. CATIE.
- Gould, S., Rodgers, J., Cohen, D., Elidan, G., & Koller, D. (2008). Multi-class segmentation with relative location prior. *International Journal of Computer Vision*, 80(3), 300-316.
- Guyer, D. E., Miles, G. E., Schreiber, M. M., Mitchell, O. R., & Vanderbilt, V. C. (1984). Machine vision and image processing for plant identification. *Transaction of ASAE*, 29(6), 1500-1507.
- Hay, James G (1993). *The biomechanics of sports techniques*. Published by Prentice-Hall Englewood Cliffs, NJ, 1993.
- IDITS Mendoza (2012). Reporte de Vigilancia Tecnológica Sector TICS, Image Processing y Reconocimiento de Imágenes. <http://goo.gl/RIWHmY>
- Jonsson, Bengt (1982), Measurement and evaluation of local muscular strain in the shoulder during constrained work in *Journal of human ergology*
- Jimenez, A. R., Ceres, R., & Pons, J. L. (2000). A survey of computer vision methods for locating fruit on trees. *Transactions of the ASAE-American Society of Agricultural Engineers*, 43(6), 1911-1920.
- Jiménez, A. R., Ceres, R., & Pons, J. L. (1999). A machine vision system using a laser radar applied to robotic fruit harvesting. In *Computer Vision Beyond the Visible Spectrum: Methods and Applications, 1999. (CVBVS'99) Proceedings. IEEE Workshop on* (pp. 110-119). IEEE.
- Jutila, J.; Kannas, K.; and Visala, A. (2007). Tree measurement in forest by 2D laser scanning. In *International*

- Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, CIRA 2007. Jacksonville, Florida, U.S.A: IEEE. 491–496.
- Kapach, K., Barnea, E., Mairon, R., Edan, Y., & Ben-Shahar, O. (2012). Computer vision for fruit harvesting robots—state of the art and challenges ahead. *International Journal of Computational Vision and Robotics*, 3(1), 4–34.
- Kien, D. T. (2005). A review of 3D reconstruction from video sequences. University of Amsterdam ISIS Technical Report Series.
- Kliwer, W. Mark, and Nick K. Dokoozlian (2005) "Leaf area/crop weight ratios of grapevines: influence on fruit composition and wine quality." *American Journal of Enology and Viticulture* 56.2 (2005): 170-181.)
- Kumar, Shrawan and Mital, Anil (1996), *Electromyography in ergonomics*
- Kumar, Shrawan (1999). *Biomechanics in ergonomics*. Published by CRC Press 1999.
- Laursen, B., Sjøgaard, K., Sjøgaard, G. (2003) Biomechanical model predicting electromyographic activity in three shoulder muscles from 3d kinematics and external forces during cleaning work. *Clinical Biomechanics* 18(4), 287–295 (2003)
- Lee, W. S., & Slaughter, D. C. (2004). Recognition of partially occluded plant leaves using a modified watershed algorithm. *Transaction of ASAE*, 47(4), 1269-1280.
- Li J., Zhou Y., Ivanov K., Zheng Y.P. (2014) Estimation and visualization of longitudinal muscle motion using ultrasonography: A feasibility study. *Ultrasonics* 54(3), 779–788 (2014).
- Li, S. (2009) *Markov Random Fields in Image Analysis*. Springer editors.
- Lucchese, L., and Mitra, S.K. (2001) Color image segmentation: A state-of-the-art survey, *Proceedings of the Indian National Science Academy (INSA-A)*. Delhi, Indian: Natl Sci Acad 67, no. 2, 207–221.
- Manal, Kurt T and Buchanan, Thomas S (2004). *Biomechanics of human movement*. Chapter in *Standard handbook of biomedical engineering & design*, published by McGraw-Hill, 2006.
- Matheson Rittenhouse, D., Abdullah, H.A., John Runciman, R., Basir, O. (2006). A neural network model for reconstructing emg signals from eight shoulder muscles: Consequences for rehabilitation robotics and biofeedback. *Journal of biomechanics* 39(10), 1924–1932
- Mathiassen, SE and Winkel, J and Hagg, GM (1995), Normalization of surface EMG amplitude from the upper trapezius muscle in ergonomic studies—a review, *Journal of electromyography and kinesiology*, vol. 5, num. 4, pp. 197-226
- McGinnis, Peter (2013). *Biomechanics of sport and exercise* Published by Human Kinetics 2013.
- Mero, Antti and Komi, Paavo V (1994), EMG, Force, and Power Analysis of Sprint-Specific Strength Exercises, *Journal of Applied Biomechanics*, vol. 10, num. 1
- Mientjes, Martine IV and Norman, Robert W and Wells, Richard P and McGill, Stuart M (1999). Assessment of an EMG-based method for continuous estimates of low back compression during asymmetrical occupational tasks, *Ergonomics*, vol. 42, num. 6, pp. 868-879
- Neto, J., Meyer, G., & Jones, D. (2006). Individual leaf extractions from young canopy images using Gustafson-Kessel clustering and a genetic algorithm. *Computers and Electronics in Agriculture*, 51, 66-85.
- Pandy, Marcus G and Barr, Ronald E. (2004), *Biomechanics of the musculoskeletal system*. Chapter in *Standard*

Handbook of Biomedical Engineering and Design, 2004.

Peng, Q., Jones, R.C., Constantinou, C.E. (2006). 2d ultrasound image processing in identifying responses of urogenital structures to pelvic floor muscle activity. *Annals of biomedical engineering* 34(3), 477–493

Paprocki, A., Fripp, J., Salvado, O., Sirault, X., Berry, S., & Furbank, R. (2011, December). Automated 3D segmentation and analysis of cotton plants. In *Digital Image Computing Techniques and Applications (DICTA), 2011 International Conference on* (pp. 555-560). IEEE.

Patel, H. N., Jain, R. K., & Joshi, M. V. (2012). Automatic Segmentation and Yield Measurement of Fruit using Shape Analysis. *International Journal of Computer Applications*, 45.

Paulus, S., Dupuis, J., Mahlein, A. K., & Kuhlmann, H. (2013). Surface feature based classification of plant organs from 3D laserscanned point clouds for plant phenotyping. *BMC bioinformatics*, 14(1), 238.

Peng Q., Jones R.C., Constantinou C.E. (2006). 2d ultrasound image processing in identifying responses of urogenital structures to pelvic floor muscle activity. *Annals of biomedical engineering* 34(3), 477–493 (2006)

Perez D. S., Bromberg F. (2014) Low Cost, High Precision, Autonomous Measurement of Trunk Diameter based on Computer Vision. Submitted to *Revista de Facultad de Ciencias Agrarias*, Marzo 2014.

Prentice, S., Patla, A., Stacey, D. (2001). Artificial neural network model for the generation of muscle activation patterns for human locomotion. *Journal of electromyography and kinesiology* 11(1), 19–30

Preuksakarnm C., Boudonmm F., Ferraro, P., Durand, J-B., Nikinmaa, E., Godin, C., (2010). “Reconstructing plant architecture from 3D laser scanner data”. In: *Proceedings of the 6th International Workshop on Functional-Structural Plant Models (FSPM)*, 14–16.

Prentice, S., Patla, A., Stacey, D. (2001) Artificial neural network model for the generation of muscle activation patterns for human locomotion. *Journal of electromyography and kinesiology* 11(1), 19–30 (2001).

Quan, L., Tan, P., Zeng, G., Yuan, L., Wang, J., & Kang, S. B. (2006, July). Image-based plant modeling. In *ACM Transactions on Graphics (TOG)* (Vol. 25, No. 3, pp. 599-604). ACM.

Reche-Martinez A., Martín I., and Drettakis G. (2004). Volumetric reconstruction and interactive rendering of trees from photographs. *ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH)* 23, 3 (August), 720–727.

Redes Garcia, R., Collazo Ortega, M. (2006) *Manual de prácticas de fotosíntesis*. Unam.

Repko, J., & Pollefeys, M. (2005, June). 3D models from extended uncalibrated video sequences: Addressing key-frame selection and projective drift. In *3-D Digital Imaging and Modeling, 2005. 3DIM 2005. Fifth International Conference on* (pp. 150-157). IEEE.

Shamir A. (2008), “A survey on Mesh Segmentation Techniques”, in *Computer Graphics Forum*, Vol. 27, 6th edition, pp. 1539–1556, September 2008.

Shao Qi and Buchanan, Thomas S. (2004). *Electromyography as a tool to estimate muscle forces*. Standard handbook of biomedical engineering & design, 2004.

Shi, J., Hu, S.x., Liu, Z., Guo, J.Y., Zhou, Y.j., Zheng, Y.p.(2010). Recognition of finger flexion from ultrasound image with optical flow: A preliminary study, *Biomedical Engineering and Computer Science (ICBECS), 2010 International Conference on*. pp. 1–4. IEEE

Shylyakhter I., Rozenoer M., Dorsey J., and Teller S. (2001). Reconstructing 3d tree models from instrumented photographs. *IEEE Computer Graphics and Applications* 21, 3 (May/June), 53–61.

- Slaughter, D. C., Giles, D. K., & Downey, D. (2008). Autonomous robotic weed control systems: a review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 61(1), 63-78.
- Szeliski, R. (2010). *Computer vision: algorithms and applications*. Springer.
- Tabb, A. L., Peterson, D. L., & Park, J. (2006). Segmentation of apple fruit from video via background modeling. In *ASABE Annual International Meeting* (pp. 9-12).
- Tang, X., Liu, M., Zhao, H., & Tao, W. (2009). Leaf extraction from complicated background. In *Proceedings of 2nd international congress on image and signal processing* (pp. 1-5). Tianjin, China: IEEE.
- Teng, C. H., Kuo, Y. T., & Chen, Y. S. (2011). Leaf segmentation, classification, and three-dimensional recovery from a few images with close viewpoints. *Optical Engineering*, 50, 937-946.
- Tichauer, Erwin R and Tichauer, ER (1978). *The biomechanical basis of ergonomics: anatomy applied to the design of work situations*. Wiley New York 1978.
- Thies, M., Pfeifer, N., Winterhalder, D., & Gorte, B. G. (2004). Three-dimensional reconstruction of stems for assessment of taper, sweep and lean based on laser scanning of standing trees. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 19(6), 571-581.
- Yeadon, MR and Challis, JH (1994), The future of performance-related sports biomechanics research in *Journal of Sports Sciences*, vol. 12, num. 1, pp. 3-32.
- Van der Beek, Allard J and Frings-Dresen, MH (1998), Assessment of mechanical exposure in ergonomic epidemiology, *Occupational and environmental medicine*, vol. 55, num. 5, pp. 291-299
- Wang, X., Huang, D., Du, J., Xu, H., & Heutte, L. (2008). Classification of plant leaf images with complicated background. *Applied Mathematics and Computation*, 205(2), 916-926.
- Yeadon, MR and Challis, JH (1994), The future of performance-related sports biomechanics research, *Journal of Sports Sciences*, vol. 12, num. 1, pp. 3-32
- Zeng, Q., Wang, S., Miao, Y., & Liu, C. (2009). Algorithm based on marker-controlled watershed transform for overlapping plant fruit segmentation. *Optical Engineering*, 48(2), 027201-027201.
- Zheng, Guang, and L. Monika Moskal (2009). "Retrieving leaf area index (LAI) using remote sensing: theories, methods and sensors." *Sensors* 9.4 (2009): 2719-2745.
- Zhang, F. and Zhang, N. (2008) 'Applying joint transform correlator in tomato recognition', in *ASABE Annual International Meeting*, July.
- Zoccolan, D., Giachetti, A., Torre, V. (2001). The use of optical flow to characterize muscle contraction, *Journal of neuroscience methods* 110(1), 65-80
- Zoccolan, D., Torre, V. (2002). Using optical flow to characterize sensory-motor interactions in a segment of the medicinal leech, *The Journal of neuroscience* 22(6), 2283-2298

Grado de Avance

Grado de Avance variables vitícolas (Versión SEBA)

El objetivo específico #1, llamado "Técnicas de Visión Computacional y Aprendizaje de Máquinas para la medición del nivel de exposición a la luz solar de las componentes de una planta de vid", se está desarrollando en el marco del plan de investigación que hemos denominado "Técnicas de AM y VC Aplicadas a la Automatización del Modelado de datos Vitícolas".

Esta investigación se está llevando adelante junto con mi tesista y becario doctoral UTN, Ing. Diego Sebastián PEREZ, quien se encuentra iniciando su cuarto año de beca doctoral UTN.

El propósito de esta línea de investigación es la medición autónoma de variables que intervienen en la producción vitícola, con impacto en la estimación de la producción futura y en la calidad del fruto, como ser: diámetro de tronco, área foliar, conteo de frutos, geometría de granos y hojas, su ubicación en la planta, su orientación y su ubicación geográfica.

El fin último consiste en aplicar técnicas de VC para la medición autónoma de variables vitícolas con alta precisión y bajo costo, permitiendo obtener mayor cantidad de información de un gran número de variables. Este incremento en la información disponible tiene un impacto positivo en la modelización de los procesos agrícolas, ya que la precisión de estos modelos mejora cuando se cuenta con más información de una gran cantidad de variables mutuamente correlacionadas.

Desde el año 2011 nos encontramos estudiando e investigando diversas técnicas de VC para segmentación de imágenes 2D que permitan medir variables de interés vitícola de forma autónoma.

Entre las técnicas estudiadas para imágenes 2D podemos nombrar clustering, thresholding, mixture models, redes neuronales artificiales, support vector machines, conditional random fields, markov random fields.

Durante la primer etapa de la investigación se abordó el problema de segmentación y reconocimiento de tronco a partir de imágenes realistas de viñedos, cuyos resultados han sido publicados en el CACIC (Congreso Argentino de Ciencias de la Computación) [Bromberg and Perez 2012].

Además del tronco, hemos obtenido avances en los preparativos para la segmentación y reconocimiento de granos y hojas de una planta.

En particular, hemos alcanzado el grado de madurez suficiente en nuestro conocimiento del área de VC.

Por un lado hemos estudiado en profundidad diferentes técnicas de segmentación y reconocimiento, incorporando incluso estos conocimientos como unidades de nuestras materias electivas; forzándonos a un entendimiento profundo del tema.

Hemos además avanzado en la definición de las tecnologías de segmentación que utilizaremos, alcanzando a implementar la mayoría de ellas (e.g., Relative Location Maps, varias técnicas de extracción de características, segmentación por color por medio de Gaussian Mixtures).

En el último período, nuestra investigación derivó en resultados definitivos para un procedimiento de medición autónoma de diámetro de tronco, el cual ha sido redactado y enviado a la Revista de la Facultad de Ciencias Agrarias de la UNCuyo (2012 impact factor 0.169) a finales del año 2013 [Perez and Bromberg 2014].

Más recientemente hemos comenzado estudiar e investigar otras técnicas de VC, como ser template matching y deformable models, con el objetivo de aplicarlas a imágenes 3D (en formato de nube de pixeles con información RGB para cada coordenada (X,Y,Z) de cierto sub-espacio).

A mediano plazo esperamos alcanzar el objetivo de medición autónoma del área foliar de todas las hojas de una planta a partir de una imagen 3D.

Grado de Avance Predicción de carga

Con respecto al avance de esta investigación, si bien la misma esta en sus comienzos se han logrado avances significativos para el tiempo que lleva en curso.

Concretamente en cuanto a resultados publicados, hemos podido determinar a partir de imágenes RGB estáticas de un brazo sosteniendo distintas cargas conocidas, el nivel discreto de actividad muscular (alto, bajo, nulo), asumiendo que esta es proporcional a la carga sostenida.

En este caso hemos obtenido valores de Precisión Recall FMeasure y Accuracy superiores al 90%

En este caso hemos obtenido valores de precisión, recall, F-measure y accuracy superiores al 90%.

Estos resultados se encuentran en evaluación para su publicación en la conferencia nacional ASAI 2014.

Para lograr el avance anteriormente presentado es que se ha obtenido un nivel considerable de entendimiento sobre las técnicas más frecuentemente usadas para generar vectores de características visuales a partir de imágenes.

El próximo objetivo sobre el que se está trabajando consiste en predecir el nivel real de EMG generado por el bicep del brazo de 2 personas al sostener distintas cargas, todo esto a partir de imágenes RGB estáticas.

Objetivos de la investigación

OBJETIVOS

El interés central de nuestro laboratorio es el diseño de algoritmos de aprendizaje automático que extiendan la frontera de lo posible con estos algoritmos, es decir,

(i) que operen efectivamente para dominios más complejos (más variables, más interacciones entre ellas, e interacciones más complejas), y

(ii) para condiciones más desfavorables de observación, es decir, muestras más pequeñas y más ruidosas.

como así también la transferencia de este conocimiento al medio productivo local, tanto en campos aplicados, como en la industria del software.

En los últimos años nuestro laboratorio ha contribuido de variadas maneras en mejoras de algoritmos de aprendizaje automático de modelos probabilísticos gráficos (MPG), como son las redes Bayesianas y Markovianas (también llamadas Markov Random Fields), motivados principalmente por ser estos modelos fuertes candidatos a lograr mejoras substanciales en la capacidad de modelar sistemas más complejos y con pocos datos ruidosos de entrada.

Estos modelos, sin embargo, no cubren todas las posibilidades del AM, ejemplificado por un sin-número de otros algoritmos igual o más efectivos para ciertas casuísticas.

En ese respecto tomamos a la Visión Computacional como un campo de aplicación prometedor para explicitar las posibles vías de mejora de estos algoritmos, y como una alternativa más clara para expresar el potencial de transferencia de estos algoritmos en aplicaciones concretas de interés de la industria regional.

OBJETIVO GENERAL:

En el presente proyecto estructuramos los objetivos de producción científica y tecnológica de los próximos 3 años en nuestro laboratorio en la aplicación de algoritmos avanzados de Aprendizaje Automático a problemáticas de segmentación y reconocimiento propios de la Visión Computacional, contribuyendo con mejoras de estas técnicas aplicando algoritmos de AM novedosos, y aplicando la VC a problemáticas reales de alcance regional y nacional con complejidad suficiente para demarcar los límites de lo posible de los algoritmos de AM existentes.

En investigaciones preliminares reconocimos las siguientes aplicaciones de VC a problemáticas reales de nuestra región, con complejidad suficiente para explicitar y desafiar el uso de AM:

OBJETIVO ESPECÍFICO N° 1 Segmentación 3D y Aprendizaje de Máquinas para la medición del nivel de exposición a la luz solar de las componentes de una planta de vid en condiciones realistas de medición en campo.

OBJETIVO ESPECÍFICO N° 2: Segmentación 3D y Aprendizaje de Máquinas para la medición de actividad muscular a través de imágenes de piel desnuda.

OBJETIVO SECUNDARIO:

Transferencia a la industria local del desarrollo de software de las tecnologías de VC.

Como pasos intermedios en pos de alcanzar este objetivo es que proponemos ejemplos completos de aplicación de VC a ser validados por y compartidos con referentes de la industria local, acompañando el proceso con una capacitación de desarrolladores de software para que incorporen estas tecnologías en sus desarrollos (por medio

y a través del ámbito universitario, como ser cursos de grado electivos, como de postgrado abiertos a la comunidad en general).

%-----

OBJETIVO ESPECÍFICO N°1: Segmentación 3D y Aprendizaje de Máquinas para la medición automática del nivel de exposición a la luz solar de una planta de vid en condiciones realistas de medición en campo.

Construir un sistema que integre técnicas de Visión Computacional y Aprendizaje de Máquinas para la segmentación, reconocimiento y extracción de información geométrica de las partes de una planta de vid a partir de una representación 3D de la misma.

Describimos estas etapas en detalle:

I. Imágen 3D:

Como primer paso se requiere la obtención de la 'imagen 3D', que consiste en la nube de pixeles de la planta en tres dimensiones, i.e., las coordenadas (X, Y, Z) de cada pixel y sus valores de color (R, G, B).

II. Segmentación y reconocimiento:

En segundo término se requiere poder segmentar la planta en sus componentes, reconociendo a que componente corresponde cada pixel de la imagen 3D.

III. Caracterización geométrica:

Con las etapas anteriores alcanzadas obtenemos un modelo 3D completo de la planta y sus componentes, del cual debemos analizar para extraer las características geométricas de cada parte de interés (e.g., longitud del tallo, ubicación de las yemas, cantidad de frutos).

IV. Exposición a la luz solar:

Determinar la exposición a la luz solar de cada componente, para cada hora del día (i.e., cada ubicación del sol), si cierto pixel del componente es o no alcanzado por la luz solar en forma directa, etc.

Con esta información en diferentes momentos del día es entonces factible computar el total de luz solar recibida por el componente.

Este objetivo será guiado por la hipótesis de que el sistema propuesto logre una estimación con precisión competitiva respecto a área foliar, de la cantidad de luz solar que estos componentes reciben durante un tiempo determinado, cuando las mediciones se realizan al aire libre, por personal poco especializado, en plantas reales, y condiciones de luminosidad variadas (e.g., cielos soleados, nublados, lluviosos, en diferentes horas del día).

%-----

OBJETIVO ESPECÍFICO N° 2: Segmentación 3D y Aprendizaje de Máquinas para la medición de actividad muscular a través de imágenes de piel desnuda.

Continuaremos además con la aplicación de visión artificial y aprendizaje supervisado al problema de estimación de variables biomecánicas.

Teniendo en cuenta la complejidad en la adquisición de datos de entrada y de los modelos presentados es que proponemos una investigación cuyo objetivo final consiste en poder resolver el problema de medir de forma visual y no intrusiva la activación muscular a partir de imágenes del cuerpo humano realizando actividades cotidianas.

Para ello, contemplamos las siguientes etapas:

I. Adquisición de la imagen 2D, y potencialmente construir modelos 3D a partir de imágenes/videos 2D,

II. Segmentación y reconocimiento de las partes del cuerpo de interés, como ser brazos, espalda, o mas específicamente ciertos músculos como ser bicep, cuádriceps, etc.

III. Extracción de características visuales de la imagen 2D/3D (e.g., bordes, texturas, u otras de menor nivel).

IV. Aprendizaje supervisado de la actividad muscular que tomará como entrada las características visuales

obtenidas en III, y como variable de aprendizaje alguna variable medible que represente la actividad muscular, como ser: carga conocida, lectura de un Electromiógrafo.

Descripción de la metodología

Nuestro enfoque sigue los lineamientos básicos de cualquier método de desarrollo científico-técnico empírico:

- 1) Planteo de la hipótesis de trabajo: problema que se desea resolver, y grado de alcance de la solución propuesta.
- 2) Revisión bibliográfica para determinar grado de originalidad y tecnologías de sustento para el desarrollo.
- 3) Implementación de la solución.
- 4) Diseño de experimentos para corroborar empíricamente la hipótesis.
- 5) Experimentación con datos de prueba en escenarios controlados, y datos obtenidos en condiciones realistas de trabajo.
- 6) Análisis de los resultados para verificar si la hipótesis de trabajo ha sido satisfactoriamente demostrada, i.e., se verifica que la solución propuesta resuelve efectivamente el problema planteado.
- 7) Redacción y publicación del reporte.

En el caso particular del desarrollo científico-técnico en ciencias de la computación, las soluciones vienen en forma de algoritmos (paso 1), la experimentación (pasos 4 y 5) consiste en implementar estos algoritmos en lenguajes de propósito general (e.g., R, C, Java) y correrlos para diferentes datos de entrada, corroborando que la salida confirma la hipótesis; i.e., se obtienen los resultados esperados por la hipótesis (paso 6).

Como novedad en este proyecto, proponemos seguir una metodología ágil de desarrollo, la cual consiste en iterar los pasos 1 al 7 de manera incremental respecto al refinamiento de la hipótesis, con cada iteración delimitada por períodos de desarrollo de tiempo limitado (e.g., 2 meses).

Para ellos se comienza planteando una hipótesis lo suficientemente simple como para poder desarrollar los pasos 1 al 7 en el tiempo delimitado para la iteración.

Por ejemplo, en ves de pretender alcanzar la hipótesis mas general de un sistema completo de medición de cantidad de luz recibida por todos los componentes de la planta, en condiciones realistas; puede contemplarse objetivos intermedios como ser: verificar que utilizando técnicas de Template Matching sobre una representación tridimensional (RGB-3D) de un árbol frutal obtenido en condiciones de luminosidad controlada, se pueden identificar las hojas del árbol.

Un punto importante a considerar en esta metodología es que cada iteración requiere desarrollar los 7 pasos, obteniéndose al final de cada iteración un reporte definitivo para la hipótesis de trabajo propuesta (paso 7). Este reporte permite realizar un análisis completo para detectar las posibles vías de avance del desarrollo en pos de alcanzar la hipótesis mas general, es decir, la vía óptima de refinamiento de la hipótesis.

Esto resulta en un 8º paso que se agrega a los 7 descriptos:

- 8) Refinamiento de la hipótesis de trabajo a partir del análisis del estado actual del sistema, sus falencias y potenciales mejoras, con miras al objetivo final propuesta (hipótesis mas general).

Esta metodología tiene importantes ventajas que resultan de poseer un reporte final, completo y exhaustivo de hipótesis parciales.

Por un lado, permite corregir de manera informada el curso de la investigación, a la luz de resultados parciales obtenidos.

Además, en términos de la formación de RRHH, permite exponer al tesista a un mayor número de ejemplos del desarrollo científico, desde el planteo de la hipótesis, el desarrollo analítico y experimental, análisis de resultados, y uno de los mas difíciles de enseñar: escritura científica.

12. Contribuciones del Proyecto

Contribuciones al avance científico, tecnológico, transferencia al medio

Impacto en las Ciencias Agronómicas

Los agrónomos tienen como uno de sus principales objetivos de investigación la modelización de los diferentes factores que afectan el crecimiento de la planta, y el nivel de producción de frutos de calidad.

A la fecha, las ciencias agronómicas han producido variados modelos de cantidad y calidad de producción en términos de variables medibles.

Sin embargo, muchas de estas variables son actualmente medidas de manera precaria, limitada, y propensa a errores, lo que limita la efectividad de los modelos producidos.

Mejorar la precisión y eficiencia en la medición de estos factores de interés, e incluso sumar con la posibilidad de medir nuevos factores (e.g., posición y orientación de las hojas), no puede más que sumar en el potencial de desarrollo de nuevos y mejores modelos.

En particular citamos el caso del de la capacidad foto-sintética de una finca, de interés particular en nuestra investigación.

Dificultades en la medición de la capacidad foto-sintética de una finca

La eficiencia foto-sintética de la planta depende principalmente de la exposición a la radiación solar de las hojas. Conocer el valor de la variable área foliar (AF) permite evaluar la eficiencia foto-sintética de la planta, lo que a su vez dará una estimación fiel del potencial de cantidad y calidad de biomasa generada (racimos, brotes, hojas, raíces) [De la Fuente et. al.].

El AF es la suma del área de todas las hojas de la planta, incluyendo las hojas internas que se encuentran por debajo de la zona expuesta directamente a la radiación solar (llamada 'canopia' en la jerga agronómica).

Las hojas internas son mucho menos eficientes para realizar fotosíntesis que las hojas en la canopia, ya que no reciben directamente luz del sol, y a medida que las hojas se encuentran más adentro en el interior pierden eficiencia foto-sintética, hasta convertirse en hojas parásitos, es decir, hojas que consumen más de lo que pueden producir.

En la literatura se pueden encontrar diversos índices de AF, como ser: Total Leaf Area Index (ToLAI); Projected Leaf Area Index (PLAI); Silhouette Leaf Area Index (SLAI); Effective Leaf Area Index (ELAI); True Leaf Area Index (TLAI); entre otros [Zheng et. al. 2009].

Existen una gran variedad de métodos de medición para estimar el IAF [Zheng et. al. 2009], los cuales se agrupan en directos e indirectos:

1- Directos: se basan principalmente en la medición del área de las hojas mediante muestreo destructivo utilizando un medidor de área foliar o escáner de imágenes, que requiere retirar la hoja de la planta.

También existen técnicas para determinar el AF a través de relaciones alométricas, sin necesidad de realizar un muestreo destructivo, tomando mediciones directamente en campo.

Estos últimos, sin embargo, son extremadamente lentos de realizar.

Debido a las dificultades y las limitaciones de los métodos directos para estimar el AF, éstas se utilizan principalmente como referencia para calibrar los métodos indirectos, que son más fáciles y rápidos de aplicar.

2- Indirectos: son métodos no destructivos de rápida ejecución, por medio de los cuales se calcula el AF a partir de observaciones de otras variables, como ser geometría de la canopia, intercepción de luz, largo y ancho de la hoja, etc.

De acuerdo a los instrumentos o sensores utilizados para realizar las mediciones, es posible capturar la información en diferentes escalas espaciales, que van desde las hojas, la masa forestal, paisaje, región, etc.

Los métodos indirectos son más rápidos, no requieren muestreo destructivo, son susceptibles de automatización, y por lo tanto permiten obtener un mayor número de muestras espaciales.

Sin embargo, los métodos indirectos usan modelos o relaciones muy simplificadas de la realidad, no pudiendo controlar factores que se convierten en potenciales fuentes de error en la estimación del AF.

Por ejemplo, un método indirecto (sin destrucción) para la medición manual del AF que suele utilizarse por los

productores locales:

1. En campo, se estima el área de una hoja a partir de la medición de su altura mas una regresión lineal.
2. Se miden algunas hojas de una planta, y algunas plantas del total de plantas de la finca.

Como se puede apreciar arriba, para estimar la capacidad foto-sintética de la planta con este método se requieren dos pasos que involucran drásticas aproximaciones y fuente de error. Estas aproximaciones no dan garantías de que la estimación realizada sea confiable.

Mas aún, estas mediciones se realizan a una hora fija del día, por lo que resultan en estimaciones precarias del total de luz recibida por las hojas, que no solo depende de su área, sino de su orientación y ubicación geográfica, la posible oclusión por otras hojas, e incluso oclusión de árboles en ciertas horas del día.

Lo expuesto propone entonces un fuerte impacto en la precisión de la medición de la capacidad foto-sintética de una finca vitícola.

Impacto en las Ciencias de Visión Computacional

Los objetivos específicos N°1 y N°2 son aplicaciones de estas tecnologías, y aunque menor, sumarían al campo de estudio de la VC como ejemplos exitosos del uso de estas tecnologías.

Además, contribuiremos con soluciones novedosas de tecnologías de VC con el objetivo específico N°3.

El impacto de estas contribuciones se sustenta en la importancia interna a la disciplina que tienen los sub-problemas de segmentación y reconocimiento.

Impacto en las tecnologías de agrarias:

El principal impacto en las tecnologías agrarias de un alcance satisfactorio de nuestro objetivo específico N°2 puede rescatarse analizando el impacto que tiene la fotosíntesis en la productividad de la planta.

Respecto de la fotosíntesis, sabemos que las plantas son organismos capaces de autoabastecerse usando solamente agua, dióxido de carbono y energía solar.

La fotosíntesis es el proceso por el cual la planta captura la luz solar, y es el fundamento de la nutrición vegetal.

Mediante el proceso de fotosíntesis, las plantas convierten la energía solar en química y la almacenan en forma de glucosa [Gliessman 2002].

Las hojas juegan un rol fundamental en el proceso de fotosíntesis ya que son los órganos de las plantas especializados en conducir este proceso.

La distribución, posición, tamaño, número, densidad y estructura interna de las hojas son elementos distintivos de las plantas en diferentes condiciones ambientales, y como tal influirán en su actividad foto-sintética [Redes Garcia 2006].

En la vid, el manejo del follaje tiene importantes efectos en el rendimiento global de la planta, siendo la relación entre capacidad foto-sintética y rendimiento uno de los factores claves para garantizar la correcta maduración de las bayas, y por lo tanto, la calidad y cantidad en la cosecha [De la Fuente et. al. 2010].

Dentro de los estimadores que mejor pueden reflejar estas relaciones se encuentra el área foliar, que dará una fiel aproximación de la cantidad de biomasa generada, ya sea racimos, brotes, raíces, hojas o yemas [De la Fuente et. al. 2010].

Por último, cabe destacar que modificaciones en las condiciones fisiológicas y micro-climáticas de la vid como ser la exposición a la luz solar, alteran los componentes de la pulpa (sólidos solubles, acidez, pH) y del hollejo (antocianos, compuestos aromáticos volátiles de naturaleza fenólica y polifenoles en general) que conllevan efectos visibles en el color, aroma, sabor y características organolépticas del mosto y, por ende, del vino, en general [De la Fuente et. al. 2010].

Impacto en las tecnologías de medición de variables biomecánicas

La propuesta de medición por imágenes de variables biomecánicas, en particular la actividad muscular, presenta beneficios tanto en lo económico, como en el alcance de las mediciones.

El método actual vía Electromiografía (EMG) conlleva un costo de equipamiento de al menos 4000 dolares (aproximadamente ARS 32000) por cada dispositivo de sensado.

En cambio, un dispositivo de sensado por imágenes involucra solamente el costo de la cámara fotográfica y el software.

Sin duda, costos reducidos permitiría un aumento en la disponibilidad del equipamiento.

Otro impacto positivo es en la libertad de ejecución de los movimiento medidos.

El hecho de no necesitarse la adhesión de dispositivos cableados o introducidos en el cuerpo de la persona, tendrá un impacto en la comodidad de las personas al realizarse las mediciones de estas variables.

Esto permitirá que los movimientos se analicen de forma más realista ya que la persona podrá realizarlos de forma cómoda y como normalmente los realiza.

En el campo de la biomecánica ocupacional y ergonomía permitirá analizar in situ movimientos laborales permitiendo así la detección a tiempo de sobre esfuerzos, reduciendo el número de enfermedades profesionales u

accidentes de trabajos relacionados a estos sobre esfuerzos.

En el campo de la biomecánica deportiva, permitiría realizar estudios de actividad muscular en entornos realistas, fuera del consultorio, con el deportista liberado para moverse tal como lo haría en el campo de juego.

Impacto en la industria del software:

La industria del software local (Provincia de Mendoza), presenta una composición principalmente de fabrica de software orientada generalmente al desarrollo de software administrativo.

El objetivo secundario N°2 tiene como propósito comenzar a interferir en esta realidad, permitiendo en el mediano plazo la incorporación de tecnologías de visión avanzadas como parte de la propuesta de la industria local.

A nivel mundial ya varios referentes industrial demuestran sus enormes expectativas respecto a estas tecnologías. Algunos ejemplos son MobileEye (asistente para el manejo de automóviles) ha recibido mas de US\$ 100 mill en inversiones de Goldman Sachs, Intel tiene presupuesto gastos por mas de US\$ 100 mill en VC en los próximos 5 años, y cientos de ejemplos mas (e.g., video analytics de cámaras de seguridad, de movimiento de consumidores en shoppings, y muchos etceteras).

En nuestra provincia. la importancia y potencial impacto de las tecnologías de Image Processing y Reconocimiento de Imágenes en el sector ha sido publicado como Reporte de Vigilancia Tecnológica del Sector TIC 2012 del IDITS (Instituto de Desarrollo Industrial, Tecnológico y de Servicios) [IDITS 2012]

Contribuciones a la formación de Recursos Humanos

Asociados al presente proyecto se encuentran todos los integrantes del laboratorio DHARMA.

De ellos, 5 se encuentran realizando su tesis doctoral con becas completas, dos becas UTN y tres becas CONICET.

Las dos líneas principales de la investigación propuesta en este proyecto se corresponden con dos tesis doctorales en curso.

El objetivo específico N°1, "Visión computacional para la elicitación de modelo 3D de una planta de vid", está siendo desarrollado en el marco de la tesis doctoral del Ing. Diego Sebastián PEREZ, becario doctoral miembro de este proyecto.

Diego se encuentra en su tercer año de beca doctoral UTN, cuyo plan de investigación fue titulado "TÉCNICAS DE APRENDIZAJE DE MAQUINAS Y VISIÓN COMPUTACIONAL APLICADAS A LA AUTOMATIZACIÓN DEL MODELADO DE DATOS VITIVINÍCOLAS".

A actualmente Diego se encuentra inscripto en el doctorado en Ingeniería de la UNCUyo, pero en proceso de

Actualmente Diego se encuentra inscripto en el doctorado en Ingeniería de la UNCUYO, pero en proceso de cambio al doctorado en Cs. de la Computación de la UN de San Luis.

Con el objetivo de profundizar en su aprendizaje y ampliar el alcance de su tesis doctoral, Diego se encuentra preparando la documentación para continuar su doctorado con una beca de finalización de doctorado del CONICET.

En el marco de su último año de beca UTN y, de obtenerse, de la beca de CONICET; Diego desarrollará en gran medida el objetivo específico N°1.

Además de Diego, el Ing. Carlos A. Diaz y la Ing. Yanela Strappa también se encuentran realizando investigación en el marco del objetivo específico N°2.

Esta investigación comenzó durante los últimos años de su carrera de grado durante el cursado de las materias electivas (de grado) dictadas por nuestro laboratorio ("Aprendizaje de Máquinas" y "Modelos probabilísticos gráficos"), como su consideración como tema principal del proyecto final de carrera de ambos, y parcialmente financiado por una beca de Jóvenes Profesionales TIC de la ANPCyT (para Carlos) y una beca de FONCyT para estudiantes avanzados de grado integrantes de proyectos de investigación (para Yanela).

Actualmente Carlos y Yanela se encuentran en proceso de formalizar su incorporación a un programa y beca de doctorado.

Respecto del objetivo específico N°2, titulado "Medición por imágenes de variables biomecánicas", el mismo se encuentra en desarrollo en el marco de la tesis doctoral del Ing. Leandro ABRAHAM, quien se encuentra en su 2do año de doctorado/beca doctoral CONICET con título del plan de investigación "Técnicas de Visión computacional aplicadas a Inteligencia Ambiental para mejorar el consumo energético de espacios habitables"

Además de los doctorados directamente afectados, y como lo indica el objetivo secundario, los demás tesistas del laboratorio participarán del presente proyecto interactuando de cerca con los tesistas principales: Diego, Leandro y Carlos, para asistirlos en la selección, interpretación e implementación de algoritmos de aprendizaje, y a su vez, recolectar las potenciales vías de desarrollo de nuevos algoritmos de aprendizaje.

Un ejemplo de esto último, aunque aún en estado precario como para incorporar como objetivo del presente proyecto, es la investigación que se encuentra iniciando Carlos en una generalización del algoritmo de Relative Location Maps [Goud et. al. 2008] a varias variables.

13. Cronograma de Actividades

Año	Actividad	Inicio	Duración	Fin
1	[BIOMECAÁNICA] Estudio preliminar para predicción discreta de un músculo de una persona	1/1/2015	3 meses	3/31/2015
1	[BIOMECAÁNICA] Preparación de resultados obtenidos para ser publicados en conferencia nacional en informática c/referato	4/1/2015	1 meses	4/30/2015
1	[BIOMECAÁNICA] Comparativas con medición de actividad muscular medidas con electromiógrafo	5/1/2015	3 meses	7/31/2015
1	[BIOMECAÁNICA] 1era etapa de extensión a predicción de actividad muscular de mas de 1 paciente	8/1/2015	5 meses	12/31/2015
2	[BIOMECAÁNICA] 2da etapa de extensión a predicción de actividad muscular de mas de 1 paciente	1/1/2016	4 meses	4/30/2016
2	[BIOMECAÁNICA] Publicación de resultados multi-pacienteen conferencia nacional o internacional de biomecánica c/referato	5/1/2016	2 meses	6/30/2016
2	[BIOMECAÁNICA] 1era etapa de extensión a clasificación/regresión de actividad de mas de un músculo	7/1/2016	6 meses	12/31/2016
3	[BIOMECAÁNICA] 2da etapa de extensión a clasificación/regresión de actividad de mas de un músculo	1/1/2017	6 meses	6/30/2017
3	[BIOMECAÁNICA] Preparación publicación en journal, y ultimación de detalles finales del proyecto.	7/1/2017	6 meses	12/31/2017

14. Conexión del grupo de Trabajo con otros grupos de investigación en los últimos cinco años

Grupo	Apellido	Nombre	Cargo	Institución	Ciudad	Objetivos	Descripción
-------	----------	--------	-------	-------------	--------	-----------	-------------

Vinc.	Apellido	Nombre	Cargo	Institución	Ciudad	Objetivo	Descripción
GridTICS	Gonzalez	Rodrigo	BECARIO POSGRADO - DOCTORAL EN EL PAÍS	UTN-FRM	Mendoza	Explorar la posibilidad de adquirir imagenes 3D de forma autonoma con un multi-coptero.	La adquisiciones de imagenes 3D es una etapa clave en el desarrollo de nuestro proyecto, donde contemplamos, en principio, adquirirlas manualmente. Sin embargo, para futuras investigaciones comenzaremos a interactuar con el grupo Investigador Gonzalez de GridTICS para explorar la posibilidad de integrar la adquisición de imagenes 3D con un multi-coptero que a través de navegación autónoma, y guiado por el feedback visual de la imagen adquirida, alcance a adquirir la totalidad de los pixeles de una planta en el espacio 3D, sin intervención humana.
LAPIC, ITU	Garcia Garino	Carlos	DIRECTOR	Universidad Nacional de Cuyo	Mendoza	Predicción localizada de Heladas con redes de sensores y Aprendizaje Automático	Se redactó un PICT de la ANPCyT y un PID-UTN, los cuales comenzaron a ejecutarse en Diciembre 2013 y Enero 2013, respectivamente.

15. Presupuesto

Total Estimado del Proyecto: \$ 45000.00

15.1. Recursos Humanos - Inciso 1 e Inciso 5

Primer Año

Becarios Inciso 5	Cantidad	Pesos	Origen del financiamiento	
1. Becario Alumno Fac.Reg.	1	\$ 1250.00	Facultad Regional	-
2. Becario Alumno UTN-SAE	0	\$ 0.00	-	-
3. Becario Alumno UTN-SCTyP	0	\$ 0.00	-	-
4. Becario BINID	2	\$ 22500.00	UTN-SCTyP	-
5. Becario Posgrado-Doctoral en el país	5	\$ 516000.00	UTN-SCTyP	Organismos públicos nacionales (CONICET, Agencia, INTI, CONEA, etc.)
6. Becario Posgrado Doctoral en el extranjero	0	\$ 0.00	-	-
7. Becario Posgrado - Especialización	0	\$ 0.00	-	-
8. Becario Posgrado - Maestría en el país	0	\$ 0.00	-	-
9. Becario Posgrado - Maestría en el extranjero	0	\$ 0.00	-	-

Docentes Investigadores y Otros - Inciso 1	Cantidad	Pesos
1. Administrativo	0	\$ 0.00
2. CoDirector	0	\$ 0.00
3. Director	1	\$ 202800.00
4. Investigador de apoyo	0	\$ 0.00
5. Investigador Formado	0	\$ 0.00
6. Investigador Tesista	0	\$ 0.00
7. Otras	0	\$ 0.00
8. Técnico de Apoyo	0	\$ 0.00

Totales	Inciso 5	Inciso 1	Total
---------	----------	----------	-------

Primer Año	\$ 539750.00	\$ 202800.00	\$ 742550.00
-------------------	--------------	--------------	--------------

Segundo Año

Becarios Inciso 5	Cantidad	Pesos	Origen del financiamiento	
1. Becario Alumno Fac.Reg.	1	\$ 1250.00	Facultad Regional	-
2. Becario Alumno UTN-SAE	0	\$ 0.00	-	-
3. Becario Alumno UTN-SCTyP	0	\$ 0.00	-	-
4. Becario BINID	2	\$ 22500.00	UTN-SCTyP	-
5. Becario Posgrado-Doctoral en el país	5	\$ 516000.00	UTN-SCTyP	Organismos públicos nacionales (CONICET, Agencia, INTI, CONEA, etc.)
6. Becario Posgrado Doctoral en el extranjero	0	\$ 0.00	-	-
7. Becario Posgrado - Especialización	0	\$ 0.00	-	-
8. Becario Posgrado - Maestría en el país	0	\$ 0.00	-	-
9. Becario Posgrado - Maestría en el extranjero	0	\$ 0.00	-	-

Docentes Investigadores y Otros - Inciso 1	Cantidad	Pesos
1.Administrativo	0	\$ 0.00
2.CoDirector	0	\$ 0.00
3.Director	1	\$ 202800.00
4.Investigador de apoyo	0	\$ 0.00
5.Investigador Formado	0	\$ 0.00
6.Investigador Tesista	0	\$ 0.00
7.Otras	0	\$ 0.00
8.Técnico de Apoyo	0	\$ 0.00

Totales	Inciso 5	Inciso 1	Total
Segundo Año	\$ 539750.00	\$ 202800.00	\$ 742550.00

Tercer Año

Becarios Inciso 5	Cantidad	Pesos	Origen del financiamiento	
1. Becario Alumno Fac.Reg.	1	\$ 1250.00	Facultad Regional	-
2. Becario Alumno UTN-SAE	0	\$ 0.00	-	-
3. Becario Alumno UTN-SCTyP	0	\$ 0.00	-	-
4. Becario BINID	2	\$ 22500.00	UTN-SCTyP	-
5. Becario Posgrado-Doctoral en el país	5	\$ 516000.00	UTN-SCTyP	Organismos públicos nacionales (CONICET, Agencia, INTI, CONEA, etc.)
6. Becario Posgrado Doctoral en el extranjero	0	\$ 0.00	-	-
7. Becario Posgrado - Especialización	0	\$ 0.00	-	-
8. Becario Posgrado - Maestría en el país	0	\$ 0.00	-	-
9. Becario Posgrado - Maestría en el extranjero	0	\$ 0.00	-	-

Docentes Investigadores y Otros - Inciso 1	Cantidad	Pesos
1.Administrativo	0	\$ 0.00

2.CoDirector	0	\$ 0.00	
3.Director	1	\$ 202800.00	
4.Investigador de apoyo	0	\$ 0.00	
5.Investigador Formado	0	\$ 0.00	
6.Investigador Tesista	0	\$ 0.00	
7.Otras	0	\$ 0.00	
8.Técnico de Apoyo	0	\$ 0.00	
Totales	Inciso 5	Inciso 1	Total
Tercer Año	\$ 539750.00	\$ 202800.00	\$ 742550.00
TOTAL GENERAL	Inciso 5	Inciso 1	Total General
Todo el Proyecto	\$ 1619250.00	\$ 608400.00	\$ 2227650.00

15.2 Bienes de consumo - Inciso 2

Año del Proyecto	Financiación Anual	Solicitado a
1	\$ 3,000.00	UTN - SCTyP
2	\$ 3,000.00	UTN - SCTyP
3	\$ 3,000.00	UTN - SCTyP
Total en Bienes de Consumo		\$ 9,000.00

15.3 Servicios no personales - Inciso 3

Año	Descripción	Monto	Solicitado a
1	Formación de los miembros del proyecto	\$ 6,000.00	UTN - SCTyP
2	Formación de los miembros del proyecto	\$ 6,000.00	UTN - SCTyP
2	Gastos de publicación (e.g., conferencias)	\$ 3,000.00	UTN - SCTyP
3	Formación de los miembros del proyecto	\$ 6,000.00	UTN - SCTyP
3	Gastos de publicación (e.g., registración en conferencias)	\$ 3,000.00	UTN - SCTyP
Total en Servicios no personales			\$ 24,000.00

15.4 Equipos - Inciso 4.3 - Disponible y/o necesario

Año	Disp/Nec	Origen	Descripción	Modelo	Otras Espec.	Cantidad	Monto Unitario	Solicitado a
1	Necesario	Compra	PC de escritorio para nuevos tesistas	Genérica, compatible Linux	4Gb RAM, monitor 19" al menos, prestaciones de computo básicas	1.00	\$ 4,500.00	UTN - SCTyP
2	Necesario	Compra	PC de escritorio	Genérica	4Gb RAM, monitor 19" al menos, prestaciones de computo básicas	1.00	\$ 4,500.00	UTN - SCTyP
Total en Equipos							\$ 9,000.00	

15.5 Bibliografía de colección - Inciso 4.5 - Disponible y/o necesario

Año	Disp/Nec	Origen	Descripción	Modelo	Otras Espec.	Cantidad	Monto Unitario	Solicitado a
1	Necesario	Compra	Libros de consulta de Visión Computacional y Biomecánica	-	-	3.00	\$ 1,000.00	UTN - SCTyP
Total en Bibliografía							\$ 3,000.00	

15.6 Software - Disponible y/o necesario

Año	Disp/Nec	Origen	Descripción	Modelo	Otras Espec.	Cantidad	Monto Unitario	Solicitado a
-	-	-	-	-	-	-	-	-

Total en Software	\$ 0.00
--------------------------	----------------

16. Co-Financiamiento

Año	RR.HH.	Bienes de Consumo	Equipamiento	Servicios no personales	Bibliografía	Software	Total
1	\$742,550.00	\$3,000.00	\$4,500.00	\$6,000.00	\$3,000.00	\$0.00	\$759,050.00
2	\$742,550.00	\$3,000.00	\$4,500.00	\$9,000.00	\$0.00	\$0.00	\$759,050.00
3	\$742,550.00	\$3,000.00	\$0.00	\$9,000.00	\$0.00	\$0.00	\$754,550.00
Total del Proyecto	\$2,227,650.00	\$9,000.00	\$9,000.00	\$24,000.00	\$3,000.00	\$0.00	\$2,272,650.00

Financiamiento de la Universidad

Universidad Tecnológica Nacional - SCyT	\$ 731,700.00
Facultad Regional	\$ 612,150.00

Financiamiento de Terceros

Organismos públicos nacionales (CONICET, Agencia, INTI, CONEA, etc.)	\$ 928,800.00
Organismos / Empresas Internacionales / Extranjeros	\$ 0.00
Entidades privadas nacionales (Empresas, Fundaciones, etc.)	\$ 0.00
Otros	\$ 0.00
Total	\$ 2,272,650.00

Avales de aprobación, financiamiento y otros**Currículums (Currículums de los integrantes cargados en el sistema)**

	Orden	Nombre de archivo	Tamaño
Descargar	1	CVLeandroAbrahamAcademico.pdf	64637
Descargar	2	CV-seba-perez.pdf	85963
Descargar	3	fschluter-cv-ES.pdf	104688
Descargar	4	Bromberg-Facundo-CV-español.pdf	125253
Descargar	5	cv-alejandro-edera.pdf	54703
Descargar	6	CVMike.pdf	74764
Descargar	7	CV2014_yanela-strappa.pdf	45967
Descargar	8	DIEDRICHS_ANA.pdf	141997
Descargar	9	cv-alex.pdf	906658