

Estimación no invasiva de biomasa vegetal mediante el fenotipado de la *Fragaria* basado en la segmentación SuperVoxel a partir de una nube de puntos 3D

Néstor Antonio Morales Navarro

Tecnológico Nacional de México / Tuxtla Gutiérrez

1.1 Resumen

La necesidad de producir alimentos para cubrir la necesidad alimentaria de los humanos y animales es un tema crucial, y factores como el cambio climático afectan el desarrollo de los cultivos. El fenotipo de las plantas proporciona información de la interacción que ha tenido con su entorno, como el tipo de suelo, los nutrientes absorbidos, el estrés hídrico, entre otros, que provocan una deficiencia en el crecimiento de las plantas y propenden a producir cultivos deficientes. Una forma de medir el fenotipo es mediante la estimación de biomasa aérea vegetal, que es la cantidad de materia que posee en el tallo, las hojas, las flores y fruto. Se propone en este trabajo, implementar un sistema de medición de biomasa no invasivo mediante un sistema de visión por computadora, en la cual, mediante la implementación de algoritmos de Redes Neuronales Convolucionales usando imágenes RGB se podrá identificar y clasificar el fenotipo de la planta. Posteriormente, se obtendrá el modelo 3D de la planta a partir de una imagen de profundidad proporcionada por el sistema de visión. Se desarrollarán algoritmos de segmentación supervoxel para obtener una representación semántica del fenotipo de la planta, y así estimar la biomasa de la planta. Se espera que los resultados de este proyecto impacten en la producción científica de los investigadores participantes para la permanencia y promoción en el Sistema Nacional de Investigadores, debido a que serán evaluados este año.

1.2 Introducción.

El rápido crecimiento de la población humana ha aumentado la demanda de alimentos para la supervivencia humana en la Tierra [1]. Satisfacer los requerimientos alimentarios con los recursos limitados del planeta es un gran desafío [2]. En los últimos años, se han desarrollado diversas tecnologías de última generación en el ámbito de la agricultura para mejorar la productividad frente a retos provocados por el cambio climático, como las variaciones de temperatura y sequía, que son factores que provocan estrés hídrico que afectan y reducen la producción de biomasa en plantas [3]. La fresa (*Fragaria*) puede producirse en suelo, sustratos mediante fertirrigación, fertilización al suelo o en hidroponía. La mayoría de las producciones agrícolas freseras intensiva utiliza la fertirrigación para incrementar sus rendimientos y calidad.

La planta de fresa (*Fragaria*) es de tipo herbáceo y perenne, con estolones que enraízan en el ápice y hojas compuestas trifoliadas completamente. En general este cultivo tiene un tiempo de producción, comercialmente viable, de dos años. El 52.21% de la producción nacional se destina al mercado externo, por lo que la fresa es un producto exitoso en el comercio internacional. México es el tercer proveedor de fresa fresca al mercado internacional, con 14.83% del valor de las exportaciones mundiales. En el contexto productivo, de las 11,092 hectáreas sembradas en 2016, el 89.78% de la superficie se encuentra mecanizada, 65.63% cuenta con tecnología aplicada a la sanidad vegetal, mientras que 87.14% del territorio sembrado con este cultivo contó con asistencia técnica. Por otro lado, 56.96% de la producción es de temporal, mientras que, por modalidades de riego, del total 0.74% es por goteo, 3.54% de la producción es realizada en riego por aspersión, 2.98% es por modalidad de gravedad, 0.01% por bombeo y el resto por otro tipo de riego sin especificar [4].

La biomasa de la vegetación es la masa total de materia orgánica que representa la materia y la energía reunidas por la fotosíntesis de las plantas [5]. La Biomasa es clasificada en tres categorías: Natural, Residual y cultivo. La Natural es aquella que se obtiene de forma espontánea en la naturaleza sin intervención humana; como los pastizales secos o los árboles viejos que se han secado. La Residual es todo residuo generado de las

actividades agrícolas, silvícolas, ganaderas o de la industria alimenticia. El Cultivo o Cultivo Energético es aquella cuya finalidad es producir Biomasa vegetal para el consumo humano o animal.

La biomasa vegetal es un parámetro importante para el manejo de cultivos y la estimación del rendimiento [6], la cual es la parte económica de la planta que es aprovechada para consumo humano, animal u otros fines. La biomasa se utiliza con frecuencia como indicador de la aptitud de las plantas [7] y se determina como el conjunto total de fotoasimilados de la planta, es decir, la biomasa aérea como (tallos y hojas) y la biomasa subterránea (raíces) [8, 9].

En el entorno agrícola, la biomasa aérea es un indicador que se utiliza para monitorear el crecimiento de los cultivos [10], y el monitoreo de biomasa es crucial para el proceso de decisión relacionado con la fertilización, riego y uso de productos fitosanitarios, con la finalidad de aumentar la cosecha y mejorar su calidad [11].

Realizar la medición de la Biomasa mediante el fenotipo de las plantas es un trabajo que se realiza de forma manual in situ y se distinguen en procedimientos destructivos y no destructivos [12]. En el proceso destructivo, las mediciones permiten obtener resultados muy confiables. Desafortunadamente, la planta que se mide tiene que ser destruida durante el proceso de medición [13, 14], lo que no siempre es recomendable. Las mediciones manuales realizadas directamente en las plantas requieren mucho tiempo y en la mayoría de los casos son difíciles. En el proceso no destructivo, el volumen de la biomasa se estima en base a parámetros geométricos de las plantas, como la altura o diámetro del tallo. Por lo que la tecnología de medición automática y no destructiva es importante y necesario [15].

El fenotipo del cultivo es el resultado de la interacción entre la composición genética y del entorno en el que crece, incluidos los rasgos geométricos, textura espectral, rasgos fisiológicos, indicadores de estrés abiótico/biótico, nutrientes y rendimiento [16].

Los avances recientes en la detección remota presentan una gran oportunidad para la evaluación no destructiva y de alto rendimiento de la Biomasa Aérea [18]. Diversos autores han implementado técnicas de visión por computadora para la estimación de biomasa aérea mediante el fenotipado de las plantas. Varias plataformas de sensores han sido utilizadas, desde terrestres, aéreas y satelitales [18], utilizando información RGB [19,20,21,22,23], sensores multiespectrales [6,24] y sensores hiperespectrales [25,26], así también se han utilizado técnicas de Deep learning para detectar el fenotipado de plantas [27,28, 29, 30] y posteriormente realizar la estimación de biomasa fusionando información tridimensional de la planta o terreno. Actualmente se han realizado trabajos para detectar el fenotipo de plantas y posteriormente estimar la biomasa de manera más eficiente utilizando sensores RGB y LiDAR [31,32] mediante plataformas terrestres. Para estimar con mayor precisión la biomasa de plantas se han realizado trabajos basados en el modelado 3D en supervoxeles [33,34,35,36].

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo general

Desarrollar una metodología para estimar la biomasa vegetal mediante el fenotipado de plantas de fresa que puedan implementarse en un sistema embebido con algoritmos de programación paralelos.

1.3.2 Objetivos específicos

Realizar un análisis del estado del arte relacionado a descriptores de imagen, redes neuronales convolucionales y segmentación SuperVoxel.

Diseñar una metodología para la teledetección remota de biomasa mediante un modelo 3D referenciado con segmentación SuperVoxel

Seleccionar el sistema embebido adecuado para el procesamiento de imagen, considerando la potencia de cálculo y el consumo de energía

Desarrollar un sistema de visión con sensores RGB y de profundidad

Desarrollar e implementar algoritmos paralelos para la optimización en tiempo de ejecución

Evaluar e Implementar algoritmos para la detección del fenotipo de plantas de fresa mediante la segmentación SuperVoxel a partir de una nube de puntos 3D en arquitecturas de procesamiento GPU

Validar la metodología propuesta con otros algoritmos y con la medición manual realizada por expertos

1.4 Metodología

El dispositivo de visión estará equipado por una Cámara RGB-D, la cual está compuesta por una cámara RGB y una cámara de profundidad. En este proyecto se propone una metodología novedosa descrita en la Figura 1, la cual está basada en un mecanismo mecatrónico equipado por una cámara RGB-D, la cual permite la captura de imágenes RGB y el mapa de profundidad que describe a la planta, como se observa en la Figura 2.

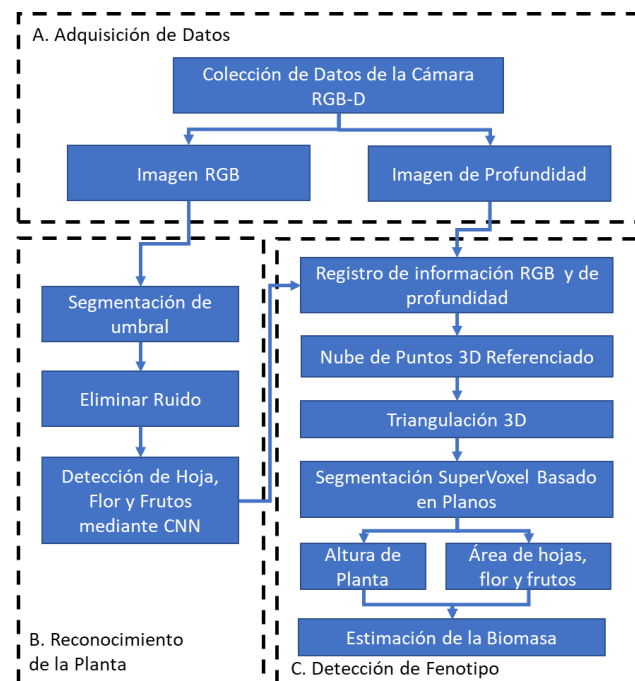


Figura 1.- Metodología para la Estimación de Biomasa de plantas

Se propone implementar una segmentación de umbral para eliminar ruido en la imagen RGB y posteriormente detectar de manera automática a las hojas, flor y frutos de la planta mediante una Red Neuronal Convolutiva (CNN). Después, realizaremos la fusión de la información RGB y mapa de profundidad mediante el Registro de imágenes, para obtener una nube de puntos referenciado, en la cual tendremos detectado al conjunto de puntos 3D que pertenece a cada objeto clasificado como hojas, flor y frutos. Antes de obtener el volumen de cada objeto realizaremos la Triangulación de la nube de puntos, el cual es el proceso para detectar el conjunto de puntos 3D que colinda con un punto de referencia, y esto nos permitirá la forma y volumen de cada objeto. Derivado a que la planta posee características geométricas complejas como ondulaciones en las hojas o forma cilíndrica en los frutos, proponemos realizar una segmentación supervoxel basado en planos 3D, para obtener

el mínimo error al calcular el volumen de cada objeto. Finalmente, para estimar con precisión el fenotipo y estimar la biomasa de plantas de forma no destructiva, eficiente y precisa obtendremos la altura y el área de la planta. Por lo tanto, obtendremos la altura de la planta tomando como referencia la distancia vertical desde la raíz del tallo hasta la parte más alta de la planta. El área de cada objeto se obtendría por medio de la sumatoria de los supervoxeles. La Biomasa será estimada por medio de la sumatoria del área de todos los objetos de la planta. Las pruebas serán realizadas con plantas bajo diversas condiciones de estrés hídrico, con la finalidad de medir la aptitud de las plantas.

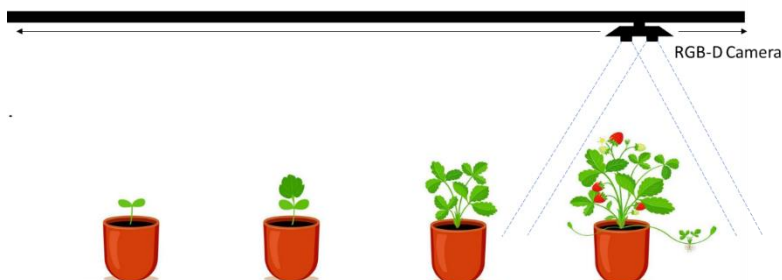


Figura 2. Adquisición de imágenes RGB y Mapa de Profundidad

Los resultados obtenidos serán plasmados en un artículo para ser sometido a un congreso al finalizar el primer semestre del año. Una vez validado el algoritmo, se trabajará en un artículo para ser sometido a una revista indizada JCR a finales de año.

Finalmente se llevarán a cabo los trámites necesarios para la transferencia de tecnología a los agricultores participantes en el proyecto.

1.5 Cronograma de Actividades

Actividad	Ene-Jun 2023	Ago-Dic 2023	Ene-Jun2024	Ago-Dic 2024
Realizar un análisis del estado del arte relacionado a descriptores de imagen, redes neuronales convolucionales y segmentación SuperVoxel.	X			
Construcción del dispositivo de desplazamiento y adquisición de imágenes	X			
Diseño, implementación y Análisis del comportamiento de los algoritmos de Redes Neuronales Convolucionales para detección de fenotipado		X		
Análisis del comportamiento de los algoritmos para obtener el modelo 3D de la planta y del modelado SuperVoxel			X	X
Elaboración de Artículos y análisis de resultados			X	X
R8				X
Tesis				X

1.6 Metas

1 artículo de congreso

1 artículo sometido a revistas JCR

1.7 Referencias

- [1] Shafi, U., Mumtaz, R., García-Nieto, J., Hassan, S. A., Zaidi, S. A. R., & Iqbal, N. (2019). Precision Agriculture Techniques and Practices: From Considerations to Applications. *Sensors*, 19(17), 3796. <https://doi.org/10.3390/s19173796>
- [2] Mumtaz, R., Baig, S., & Fatima, I. (2017). Analysis of meteorological variations on wheat yield and its estimation using remotely sensed data. A case study of selected districts of Punjab Province, Pakistan (2001-14). *Italian Journal of Agronomy*, 12(3). <https://doi.org/10.4081/ija.2017.897>
- [3] Feng Gao, Vicent Catalayud, Elena Paoletti, Yasutomo Hoshika, Zhaozhong Feng (2017). Water stress mitigates the negative effects of ozone on photosynthesis and biomass in poplar plants, *Environmental Pollution*, Volume 230, 2017, Pages 268-279, ISSN 0269-7491, <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2017.06.044>
- [4] (SAGARPA,2017) SAGARPA (2017). Planeación Agrícola Nacional 2017-2030: Fresa Mexicana. <https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/257075/Potencial-Fresa.pdf>
- [5] G. Poley, L., & J. McDermid, G. (2020). A Systematic Review of the Factors Influencing the Estimation of Vegetation Aboveground Biomass Using Unmanned Aerial Systems. *Remote Sensing*, 12(7), 1052. <https://doi.org/10.3390/rs12071052>
- [6] Tilly, N., Aasen, H., & Bareth, G. (2015). Fusion of Plant Height and Vegetation Indices for the Estimation of Barley Biomass. *Remote Sensing*, 7(9), 11449–11480. <https://doi.org/10.3390/rs70911449>
- [7] Younginger, B.S., Sirová, D., Cruzan, M.B. and Ballhorn, D.J. (2017), Is biomass a reliable estimate of plant fitness?. *Applications in Plant Sciences*, 5: 1600094. <https://doi.org/10.3732/apps.1600094>
- [8] Dengsheng Lu, Qi Chen, Guangxing Wang, Lijuan Liu, Guiying Li & Emilio Moran (2016) A survey of remote sensing-based aboveground biomass estimation methods in forest ecosystems, *International Journal of Digital Earth*, 9:1, 63-105, DOI: [10.1080/17538947.2014.990526](https://doi.org/10.1080/17538947.2014.990526)
- [9] G. Poley, L., & J. McDermid, G. (2020). A Systematic Review of the Factors Influencing the Estimation of Vegetation Aboveground Biomass Using Unmanned Aerial Systems. *Remote Sensing*, 12(7), 1052. <https://doi.org/10.3390/rs12071052>
- [10] J.R. Rosell, R. Sanz (2012). A review of methods and applications of the geometric characterization of tree crops in agricultural activities, *Computers and Electronics in Agriculture*, Volume 81, 2012, Pages 124-141, ISSN 0168-1699, <https://doi.org/10.1016/j.compag.2011.09.007>
- [11] Lati, R.N., Filin, S. and Eizenberg, H. (2013), Estimation of Plants' Growth Parameters via Image-Based Reconstruction of Their Three-Dimensional Shape. *Agronomy Journal*, 105: 191-198. <https://doi.org/10.2134/agronj2012.0305>

- [12] Karpina, M., Jarząbek-Rychard, M., Tymków, P., and Borkowski, A. (2016). UAV-BASED AUTOMATIC TREE GROWTH MEASUREMENT FOR BIOMASS ESTIMATION, *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, XLI-B8, 685–688, <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLI-B8-685-2016>, 2016
- [13] Han, L., Yang, G., Dai, H. et al (2019). Modeling maize above-ground biomass based on machine learning approaches using UAV remote-sensing data. *Plant Methods* 15, 10 (2019). <https://doi.org/10.1186/s13007-019-0394-z>
- [14] Sitthisak Moukomla, Panu Srestasathiern, Suramongkon Siripon, Rattawat Wasuhiranyrith, and Phalakorn Koocha (2018). "Estimating above ground biomass for eucalyptus plantation using data from unmanned aerial vehicle imagery ", *Proc. SPIE* 10783, Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XX, 1078308. <https://doi.org/10.1117/12.2323963>
- [15] Hu, Y., Wang, L., Xiang, L., Wu, Q., & Jiang, H. (2018). Automatic Non-Destructive Growth Measurement of Leafy Vegetables Based on Kinect. *Sensors*, 18(3), 806. <https://doi.org/10.3390/s18030806>
- [16] Yang G, Liu J, Zhao C, Li Z, Huang Y, Yu H, Xu B, Yang X, Zhu D, Zhang X, Zhang R, Feng H, Zhao X, Li Z, Li H and Yang H (2017) .Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing for Field-Based Crop Phenotyping: Current Status and Perspectives. *Front. Plant Sci.* 8:1111. doi: 10.3389/fpls.2017.01111
- [17] David M. Deery, Greg J. Rebetzke, Jose A. Jimenez-Berni, Anthony G. Condon, David J. Smith, Kathryn M. Bechaz and William D. Bovill (2020). Ground-Based LiDAR Improves Phenotypic Repeatability of Above-Ground Biomass and Crop Growth Rate in Wheat, AAAS, Plant Phenomics, Volume 2020, Article ID 8329798, 11 pages, <https://doi.org/10.34133/2020/8329798>
- [18] Astor, T., Dayananda, S., Nautiyal, S., & Wachendorf, M. (2020). Vegetable Crop Biomass Estimation Using Hyperspectral and RGB 3D UAV Data. *Agronomy*, 10(10), 1600. <https://doi.org/10.3390/agronomy10101600>
- [19] Kachamba, D., Ørka, H., Gobakken, T., Eid, T., & Mwase, W. (2016). Biomass Estimation Using 3D Data from Unmanned Aerial Vehicle Imagery in a Tropical Woodland. *Remote Sensing*, 8(11), 968. <https://doi.org/10.3390/rs8110968>
- [20] Michael Schirrmann, André Hamdorf, Andreas Garz, Anton Ustyuzhanin, Karl-Heinz Dammer (2016). Estimating wheat biomass by combining image clustering with crop height, *Computers and Electronics in Agriculture*, Volume 121, 2016, Pages 374-384, ISSN 0168-1699, <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.01.007>
- [21] Wang Li, Zheng Niu, Hanyue Chen, Dong Li, Mingquan Wu, Wei Zhao (2016). Remote estimation of canopy height and aboveground biomass of maize using high-resolution stereo images from a low-cost unmanned aerial vehicle system, *Ecological Indicators*, Volume 67, 2016, Pages 637-648, ISSN 1470-160X, <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2016.03.036>
- [22] Maesano, M., Khoury, S., Nakhle, F., Firrincieli, A., Gay, A., Tauro, F., & Harfouche, A. (2020). UAV-Based LiDAR for High-Throughput Determination of Plant Height and Above-Ground Biomass of the Bioenergy Grass *Arundo donax*. *Remote Sensing*, 12(20), 3464. <https://doi.org/10.3390/rs12203464>
- [23] Monica Herrero-Huerta, Alexander Bucksch, Eetu Puttonen and Katy M. Rainey (2020). Canopy Roughness: A New Phenotypic Trait to Estimate Aboveground Biomass from Unmanned Aerial System. AAAS, Plant Phenomics, Volume 2020, Article ID 6735967, 10 pages, <https://doi.org/10.34133/2020/6735967>

- [24] Hussain, S., Gao, K., Din, M., Gao, Y., Shi, Z., & Wang, S. (2020). Assessment of UAV-Onboard Multispectral Sensor for Non-Destructive Site-Specific Rapeseed Crop Phenotype Variable at Different Phenological Stages and Resolutions. *Remote Sensing*, 12(3), 397. <https://doi.org/10.3390/rs12030397>
- [25] Bo Li, Xiangming Xu, Li Zhang, Jiwan Han, Chunsong Bian, Guangcun Li, Jiangang Liu, Liping Jin (2020). Above-ground biomass estimation and yield prediction in potato by using UAV-based RGB and hyperspectral imaging, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Volume 162, 2020, Pages 161-172, ISSN 0924-2716, <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.02.013>
- [26] Li, K.-Y., Sampaio de Lima, R., Burnside, N. G., Vahtmäe, E., Kutser, T., Sepp, K., Cabral Pinheiro, V. H., Yang, M.-D., Vain, A., & Sepp, K. (2022). Toward Automated Machine Learning-Based Hyperspectral Image Analysis in Crop Yield and Biomass Estimation. *Remote Sensing*, 14(5), 1114. <https://doi.org/10.3390/rs14051114>
- [27] Caiwang Zheng, Amr Abd-Elrahman, Vance M. Whitaker and Cheryl Dalid (2022). Deep Learning for Strawberry Canopy Delineation and Biomass Prediction from High-Resolution Images, *AAAS, Plant Phenomics*, Volume 2022, Article ID 9850486, 17 pages, <https://doi.org/10.34133/2022/9850486>
- [28] Castro, W., Marcato Junior, J., Polidoro, C., Osco, L. P., Gonçalves, W., Rodrigues, L., Santos, M., Jank, L., Barrios, S., Valle, C., Simeão, R., Carromeu, C., Silveira, E., Jorge, L. A. de C., & Matsubara, E. (2020). Deep Learning Applied to Phenotyping of Biomass in Forages with UAV-Based RGB Imagery. *Sensors*, 20(17), 4802. <https://doi.org/10.3390/s20174802>
- [29] S. Teramoto and Y. Uga (2020). A Deep Learning-Based Phenotypic Analysis of Rice Root Distribution from Field Images, *AAAS, Plant Phenomics*, Volume 2020, Article ID 3194308, 10 pages, <https://doi.org/10.34133/2020/3194308>
- [30] Zhang J, Wang X, Liu J, Zhang D, Lu Y, Zhou Y, Hou S, Fan X, Shen S, Zhao J. (2022). Multispectral Drone Imagery and SRGAN for Rapid Phenotypic Mapping of Individual Chinese Cabbage Plants. *Plant Phenomics* 2022;2022:Article 0007. <https://doi.org/10.34133/plantphenomics.0007>
- [31] Nguyen, P., Badenhorst, P. E., Shi, F., Spangenberg, G. C., Smith, K. F., & Daetwyler, H. D. (2020). Design of an Unmanned Ground Vehicle and LiDAR Pipeline for the High-Throughput Phenotyping of Biomass in Perennial Ryegrass. *Remote Sensing*, 13(1), 20. <https://doi.org/10.3390/rs13010020>
- [32] Ghamkhar, K., Irie, K., Hagedorn, M. *et al* (2019). Real-time, non-destructive and in-field foliage yield and growth rate measurement in perennial ryegrass (*Lolium perenne* L.). *Plant Methods* 15, 72 (2019). <https://doi.org/10.1186/s13007-019-0456-2>
- [33] V. Angulo, J. Rodriguez, E. Gaona, F. Prieto and I. Lizarazo (2020). "A Supervoxel-Based Approach for Leaves Segmentation of Potato Plants from Point Clouds," *IGARSS 2020 - 2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Waikoloa, HI, USA, 2020, pp. 4902-4905, doi: 10.1109/IGARSS39084.2020.9324365
- [34] Dong Chen, Jiju Peethambaran & Zhenxin Zhang (2018) A supervoxel-based vegetation classification via decomposition and modelling of full-waveform airborne laser scanning data, *International Journal of Remote Sensing*, 39:9, 2937-2968, DOI: [10.1080/01431161.2018.1437293](https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1437293)
- [35] Zurui Ao, Fangfang Wu, Saihan Hu, Ying Sun, Yanjun Su, Qinghua Guo, Qinchuan Xin (2022). Automatic segmentation of stem and leaf components and individual maize plants in field terrestrial LiDAR data using convolutional neural networks, *The Crop Journal*, Volume 10, Issue 5, 2022, Pages 1239-1250, ISSN 2214-5141, <https://doi.org/10.1016/j.cj.2021.10.010>

- [36] Yiping Chen, Rongren Wu, Chengzhe Yang, Yaojin Lin, Urban vegetation segmentation using terrestrial LiDAR point clouds based on point non-local means network, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Volume 105, 2021, 102580, ISSN 1569-8432, <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102580>
- [37] Dengsheng Lu, Qi Chen, Guangxing Wang, Lijuan Liu, Guiying Li & Emilio Moran (2016) A survey of remote sensing-based aboveground biomass estimation methods in forest ecosystems, *International Journal of Digital Earth*, 9:1, 63-105, DOI: [10.1080/17538947.2014.990526](https://doi.org/10.1080/17538947.2014.990526)
- [38] Jin, S., Su, Y., Song, S. *et al* (2020). Non-destructive estimation of field maize biomass using terrestrial lidar: an evaluation from plot level to individual leaf level. *Plant Methods* 16, 69 (2020). <https://doi.org/10.1186/s13007-020-00613-5>
- [39] Shuxiang Fan, Jiangbo Li, Yunhe Zhang, Xi Tian, Qingyan Wang, Xin He, Chi Zhang, Wenqian Huang. (2020). On line detection of defective apples using computer vision system combined with deep learning methods, *Journal of Food Engineering*, Volume 286, 2020, 110102, ISSN 0260-8774, <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2020.110102>
- [40] Usman Khujavev, S., Baydadaev, S., & Kwon, J. W. (2023). Accurate 3D to 2D Object Distance Estimation from the Mapped Point Cloud Data. *Sensors*, 23(4), 2103. <https://doi.org/10.3390/s23042103>
- [41] W. Ma *et al.* (2017). "Remote Sensing Image Registration With Modified SIFT and Enhanced Feature Matching," in *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 14, no. 1, pp. 3-7, doi: 10.1109/LGRS.2016.2600858
- [42] Yangbin Lin, Cheng Wang, Dawei Zhai, Wei Li, Jonathan Li. (2018). Toward better boundary preserved supervoxel segmentation for 3D point clouds, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Volume 143, 2018, Pages 39-47, ISSN 0924-2716, <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.05.004>