

COLHEITA INTELIGENTE DA CENOURA

YARA KARINE DE LIMA SILVA¹, THAÍSS GOMES², JAMILE DO NASCIMENTO SANTOS³, TERESA CRISTINA TARLE PISSARA⁴

¹Eng. Agrônoma, MSc. Produção Vegetal e Doutoranda Ciência do Solo, UNESP-Jaboticabal SP, yara.karine@unesp.br

²Eng. Agrônoma, MSc. Agricultura e Ambiente e Doutoranda Produção Vegetal, UNESP-Jaboticabal SP, trg.silva@unesp.br

³Eng. Agrônoma e Mestranda Produção Vegetal, UNESP-Jaboticabal SP, jamile.n.santos@unesp.br

⁴Prof. Adjunto I Departamento de Engenharia Rural, UNESP-Jaboticabal SP, teresa.pissarra@unesp.br

Apresentado no
LI Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola - CONBEA 2022
27 a 29 de outubro de 2022 - Pelotas - RS, Brasil

RESUMO:

A caracterização não destrutiva é possibilitada pelo uso do sensoriamento remoto e permite reduzir gastos excessivos com máquinas e as perdas da produção no momento da colheita. Nesse contexto, fomentar soluções facilitadas de previsão de colheita e investigar os mecanismos de colheita da cenoura trarão maior rentabilidade ao setor olerícola. A cenoura é uma cultura de alto valor econômico e os resultados dos estudos baseados em técnicas da agricultura digital têm otimizado os manejos e reduzido desperdícios.

PALAVRAS-CHAVE: agricultura digital, redução de perdas na colheita, olerícola.

INTELLIGENT CARROT HARVESTING

ABSTRACT:

The non-destructive characterization is made possible by the use of remote sensing and allows reducing excessive expenditure on machinery and production losses at harvest time. In this context, fostering facilitated harvest forecasting solutions and investigating carrot harvesting mechanisms will bring greater profitability to the horticultural sector. The carrot is a crop with high economic value and the results of studies based on digital agriculture techniques have optimized the management and reduced waste.

KEYWORDS: digital agriculture, harvest loss reduction, oleraceous.

INTRODUÇÃO:

Ferramentas da agricultura 4.0 podem ser utilizadas para a otimização das ações no campo. Isto porque a maioria das operações de campo podem ser automatizadas (BHATTARAIA e KARKEE, 2022). Os sistemas baseados nas tecnologias desenvolvidas na era digital, tais como internet das coisas (IoT) e inteligência artificial (IA), estão melhorando a eficiência do uso de insumos agrícolas nas diferentes esferas (SUBEESH e MEHTA, 2021) e, portanto, proporcionam também a redução de gasto energético (YAHYA et al., 2009).

As facilidades e assertividade trazidos pela agricultura moderna são exemplificadas pela estimativa de produtividade de culturas subterrâneas por mecanismos digitais que permitem não só automatizar as operações no campo, mas também planejar a colheita (TEDESCO et al., 2021a; TEDESCO et al., 2021b; SANTOS et al., 2022). As abordagens

convencionais de medição da massa de raízes são simples, mas trabalhosas, demoradas e usam metodologias destrutivas (ERPEN et al., 2013). As tecnologias facilitam o trabalho no campo e reduzem a dependência de amostragens manuais e destrutivas da lavoura para prever a produção (GONGAL et al., 2015).

Sensores orbitais em satélites ou embarcados em Remotely Piloted Aircraft System (RPA, mais conhecidos como drones) monitoram as culturas e seu comportamento de mudança espectral do dossel sem haver contato com a planta (MICHAEL et al., 2021). Dessa forma, caracteriza-se não destrutiva além da avaliação em tempo real através dos índices de vegetação (IVs) da cultura. Estes, por sua vez, derivam relações entre os atributos produtivos da cultura e suas variações em campo para definir a colheita tanto acima do solo (ASHAPURE et al., 2019) quanto abaixo dele (TEDESCO et al. 2021a).

A partir do conhecimento da produtividade real da cultura da cenoura, uma das dez principais olerícolas do mundo (XIA et al., 2021), pode-se reduzir gastos excessivos com máquinas e as perdas da produção no momento da colheita. A cenoura possui alto valor econômico e os resultados dos estudos baseados em técnicas da agricultura digital podem otimizar os manejos (FARID et al, 2016).

Para previsão da produtividade da cenoura Wei et al. (2020) aplicaram o algoritmo floresta aleatória (*random forest*) em um banco de dados espectrais de satélite e amostragem de produtividade de cenoura, obtendo R² de 0,82, RMSE de 2,64 t.ha⁻¹ e MAE de 1,74 t.ha⁻¹. Com o mesmo objetivo, Suárez et al. (2020) utilizaram índices de vegetação do satélite Sentinel-2 e WorldView-3 em três regiões de cultivo e encontraram erro global de 9,2% e regressão com R² de 69%.

Mapas de rendimento também podem ser gerados convencionalmente a partir de dados coletados por meio da colheita manual das olerícolas (COLAÇO et al., 2015, SUÁREZ et al., 2020) ou mecanicamente (WEI et al., 2020). Porém, dados de produtividade coletados a mão são trabalhosos. Por outro lado, dados colhidos mecanicamente são mais numerosos e com menos trabalho humano, mas necessitam de calibração antes e durante o processo de colheita (FULTON et al., 2018). O uso de mapas de produtividade é muito difundido para culturas de milho e soja (SIMBAHAN e DOBERMANN, 2004), mas incipientes para olerícolas como a cenoura (USHA et al., 2013).

O sensoriamento remoto (SR) é uma alternativa extremamente atrativa para o monitoramento da produtividade (LI et al., 2010; USHA e SINGH, 2013) se os sensores foram calibrados adequadamente (FULTON et al., 2018). No SR coletam-se dados massivamente para serem considerados big data (HUANG et al, 2018) e, portanto, utilizáveis na IA para treinamento de modelos. Nesse contexto, fomentar soluções facilitadas de previsão de colheita e investigar os mecanismos de colheita da cenoura trarão maior rentabilidade ao setor olerícola.

MATERIAL E MÉTODOS:

Para direcionar o levantamento inicial dos artigos científicos que compuseram a estrutura dessa revisão, foi utilizado o protocolo PRISMA (MOHER et al., 2009). Este protocolo consiste em direcionar a busca de acordo com itens os quais conduzem os pesquisadores a elencarem os artigos com melhor possuem aderência ao tema proposto para o desenvolvimento do trabalho.

A pesquisa bibliográfica correspondeu o período de estudos a partir do ano de 2008, início do desenvolvimento de um projeto de uma colhedora de arrasto para a cultura da cenoura pelos Estados Unidos, até o presente ano de 2022. A bases de dados escolhida foi

o Scopus porque esta base possui dados científicos abrangentes e literatura atualizada, além de oferecer mais conteúdo global do que outras bases científicas.

As palavras-chave utilizadas no Scopus foram: ("carrot" or "underground crops") and ("smart harvesting" or "intelligence artificial"). Como o tema é incipiente devido as limitações ainda consideráveis da colheita mecanizada a nível de campo a “técnica de bola de neve” possibilitou incluir os artigos relevantes que foram referenciados nos artigos encontrados na primeira busca.

A partir de então, uma filtragem posterior seguiu-se através da leitura do título e resumo. Ainda, de acordo com o protocolo escolhido para a construção da revisão, critérios de elegibilidade e extração de informações foram utilizados:

1- Critérios de Elegibilidade

- a. Artigo original
- b. Após o ano de 2008
- c. Aderência ao tema da colheita inteligente da cenoura
- d. Descrição da colhedora e das características relevantes à temática

2- Extração e análise de dados:

- a. Criação de lista de trabalhos
- b. Exportação da lista no Scival dentro da plataforma do Scopus
- c. Interpretação analítica das informações geradas pelo Scival a partir da lista
- d. Leitura minuciosa de todos os trabalhos filtrados

RESULTADOS E DISCUSSÃO:

Uma colheita inteligente requerer conhecimento do operador sobre todo o sistema da máquina e seu estado de conservação para determinar o momento ideal da colheita. É de extrema importância que seja feita a correta regulação da velocidade e rotações dos sistemas mecanizados de acordo com as condições do solo e da cultura (SCHANOSKI et al., 2011), principalmente se tratando da cenoura. Nesta cultura ainda não possuem estudos suficientes para mitigar a falta de informações técnicas aplicáveis ao ajuste das máquinas.

Os Estados Unidos, no ano de 2008, foram os primeiros a desenvolver um projeto de colhedora de cenoura de arrasto. As maiores limitações para o desenvolvimento tecnológico da colheita mecanizada de olerícolas são, segundo Wang & Du, 2014: 1) A mecanização é implicada fortemente em cultivos extensivos e para olerícolas poucas regiões cultivam em grandes áreas. Além disso, a semeadura ou plantio não é padronizada para todas as áreas, o que dificulta a adaptabilidade das máquinas; 2) O custo de fabricação das máquinas é alto e os agricultores menores, os quais mais cultivam olerícolas, não possuem possibilidade de investimento; 3) Os danos das colhedoras devem ser reduzidos para um percentual aceitável; e 4) As colhedoras têm mecânica complexa e ocorrem muito entupimento, o que diminui a qualidade da colheita e necessita da inteligência operacional nos mecanismos.

A mecanização da colheita da cenoura ainda não é realidade para a maioria das áreas cultivadas. A colheita mecanizada desta raiz consiste em arrancar a planta do solo, fazer a

A ergonomia do trabalho é um assunto de extrema importância e deve ser discutido para adequar o ambiente de trabalho à psicofisiologia humana (MACEDO, 2014). Na revisão de Fathallah et al. (2008) estimou-se que mais de 100 milhões de trabalhadores em todo o mundo são expostos ao trabalho curvado na agricultura. Ainda não há estudos que relatam os impactos da colheita manual da cenoura à saúde e bem-estar dos trabalhadores rurais.

A postura corporal que uma pessoa adota durante o trabalho tem um impacto significativo não só na sua saúde, conforto de trabalho e produtividade, mas também na qualidade do fruto que é colhido (KOMARNICKI e KUTA, 2021). As condições de trabalho determinam a eficiência e qualidade do trabalho.

A qualidade sensorial da cenoura também pode ser afetada pelo modo de colheita. Seljåsen et al. (2001) mostraram que a cenouras agitadas a mão tiveram pontuação de sabor e odor de terpeno maior e acidez menor do que cenouras agitadas mecanicamente. Estes autores não encontraram diferenças significativas em relação a doçura, amargura e sabor residual. A taxa de respiração e produção de etileno também foi maior devido o estresse mecânico e danos na casca da raiz. Porém, a colheita mecanizada não causou alterações químicas e sensoriais significativas em comparação a manual.

Colhedoras combinadas possuem tecnologia avançada na colheita de cenoura e entrega maior eficiência, qualidade e reduz os danos nas raízes (WANG; SHANG, 2012; CEMBALI et al., 2008). Colheita de qualidade requerer conhecimento do operador sobre todo o sistema da máquina e seu estado de conservação para determinar o momento ideal da colheita. Além disso, é de extrema importância que seja feita a correta regulagem da velocidade e rotações dos sistemas mecanizados de acordo com as condições do solo e da cultura, principalmente se tratando da cenoura. Nesta cultura ainda não possuem estudos suficientes para mitigar a falta de informações técnicas aplicáveis ao ajuste das máquinas. Nesse sentido, o SR pode servir como aliado para levantamento de informações pertinentes não só para a previsão da produtividade, mas também avaliar a eficiência dos mecanismos e perdas resultantes destes, além de poder corrigir as regulagens através das informações coletadas. Assim, pode-se coletar dados massivamente durante toda a operação formando-se uma big data (HUANG et al, 2018) que pode ser utilizável na inteligência artificial (IA) para treinamento de modelos. Tais modelos podem ser treinados e reduzir as perdas na colheita por danos, garantir a qualidade das raízes para o consumo e impulsionar a segurança alimentar.

Os danos na cenoura são fatores importantes que determinam o preço da raiz no mercado porque este é muito exigente quanto ao visual desta olerícola. Frente às estas singularidades e aos desafios da colheita mecanizada de cenoura, a inteligência artificial (IA) pode auxiliar a enfrentar algumas barreiras. Machine learning ou aprendizado de máquina é uma ferramenta poderosa da IA que analisa banco de dados massivos e multidimensionais, podendo otimizar processos no manejo da cultura a partir de matrizes complexas (ASHAPURE et al., 2020). Esta tecnologia, aliada a diferentes sensores acoplados às máquinas, pode permitir a coleta de dados de perdas e danos nas raízes a fim de ajustar regulagens automaticamente. Além disso, com a IA pode-se imputar dados do solo, clima, mudanças espectrais e outros parâmetros para que padrões sejam criados. A partir deles, a máquina é treinada e aprende ao longo do tempo com novas experiências e assim pode potencializar a eficiência das suas atividades no campo. Visto que a qualidade é fator determinante na comercialização e consumo das raízes de cenoura, esta tarefa pode revolucionar o cultivo desta olerícola.

Rede de sensores são fios também vem melhorando a eficiência no campo (CAPELLO et al., 2016; HASHIM et al., 2015). Eles ajudam no monitoramento das variáveis de campo e biomassa das plantas (MUANGPRATHUB et al., 2019). Também podem ser utilizados para

avaliar condições de temperatura, umidade, vibrações ou choques durante o transporte dos produtos. Nesse sentido, podem ser úteis para monitorar toda a colheita mecanizada e definir onde as raízes de cenouras podem estar sofrendo maiores danos dentro da máquina no processo de colheita. Além disso, eles também podem determinar se a colheita das raízes está sendo feita no momento ideal (NDZI et al., 2014). O uso da tecnologia no campo da agricultura tem aplicações infinitas que possibilitam a melhoria do rendimento e qualidade das colheitas reduzindo não só o gasto com a operação (MUANGPRATHUB et al., 2019), mas podem monitorar estatisticamente os processos agrícolas (KODALI et al., 2014).

De forma geral, os desafios desta temática podem ser apontados para nortear pesquisas futuras:

- 1- A cenoura é uma cultura chave devido à alta gama de utilização para a alimentação e benefícios à saúde humana, fabricação de diversos produtos e reutilização de resíduos para a geração de energia sustentável;
- 2- A colheita manual é um ponto crítico por ocasião da redução de mão-de-obra e pressão social para a melhoria das condições de trabalho no campo;
- 3- A colheita mecanizada vem como alternativa para melhores parâmetros de trabalho e eficiência operacional, entretanto carece de melhores ajustes e regulagens para reduzir os danos nas raízes e no impacto no solo.

CONCLUSÕES:

Os impactos na qualidade da cenoura no momento da colheita são incisivos para as perdas que resultam os desperdícios da produção antes mesmo da disponibilização do alimento para os consumidores. O SR pode ser aliado para garantir a segurança alimentar, mitigação de impactos ambientais pelo descarte e mal-uso dos recursos agrícolas. Nesse sentido, a tecnologia no campo trará consigo a conscientização ambiental e social na agricultura, alcançando os objetivos da ONU.

AGRADECIMENTOS:

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior e à Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias pertencente à Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal, São Paulo, Brasil.

REFERÊNCIAS:

ASHAPURE, A.; JUNG, J.; CHANG, A.; OH, S.; YEOM, J.; MAEDA, M.; MAEDA, A.; DUBE, N.; LANDIVAR, J.; HAGUE, S.; SMITH W. Developing a machine learning based cotton yield estimation framework using multi-temporal UAS data. **ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.**, v.169, p.180-194, 2020.

ASTILL, G.; PEREZ, A.; THORNSBURY, S. Developing Automation and Mechanization for Specialty Crops: A Review of U.S. **Department of Agriculture Programs A Report to Congress**, 2020.

BHATTARAIA, U.; KARKEE, M. A weakly-supervised approach for flower/fruit counting in apple orchards. **Computers in Industry**, v. 138, 103635, 2022.

CAPELLO, F.; TOJA, M.; TRAPANI, N. A real-time monitoring service based on industrial internet of things to manage agrifood logistics. **6th International Conference on Information Systems, Logistics and Supply Chain**, pp. 1-8, 2016.

CEMBALI, T.; FOLWELL, R. J.; CLARY, C. D.; MARI, M. Economic comparison of selective and nonselective mechanical harvesting of asparagus. **International Journal of Vegetable Science**, v.14, n.1, p.4-22, 2008.

CHEN, S.; ZHOU, Y.; TANG, Z.; LU, S. Modal vibration response of rice combine harvester frame under multi-source excitation. **Biosystems Engineering**, v.194, p.177-195, 2020.

COLAÇO, A.F.; TREVISAN, R.G.; KARP, F.H.S.; MOLIN, J.P. **Yield mapping methods for manually harvested crops**. In Precision Agriculture'15; Staord, J.V., Ed.; Wageningen Academic Publishers: Wageningen, The Netherlands, pp. 39–44, 2015.

ERPEN, L.; STRECK, N. A.; UHLMANN, L. O.; FREITAS, C. P. DE O.; ANDRIOLO, J. L. Tuberação e produtividade de batata-doce em função de datas de plantio em clima subtropical. **Bragantia**, v.72, p.396-402, 2013.

ERPEN, L.; STRECK, N.A.; UHLMANN, L.O.; FREITAS, C.P. DE O.; ANDRIOLO, J.L. Tuberação e produtividade de batata-doce em função de datas de plantio em clima subtropical. **Bragantia**, 72, pp. 396-402, 2013.

FARID, H. U.; BAKHSH, A.; AHMAD, N.; AHMAD, A.; MAHMOOD-KHAN, Z. Delineating site-specific management zones for precision agriculture. **J. Agric. Sci.**, v.154, p.273-286, 2016.

FATHALLAH, F.A.; MILLER, B.J.; MILES, J.A. Low back disorders in agriculture and the role of stooped work: Scope, potential interventions, and research needs. **Journal of Agricultural Safety and Health**, 14(2), pp. 221-245, 2008.

FULTON, J.; HAWKINS, E.; TAYLOR, R.; FRANZEN, A. **Yield Monitoring and Mapping. In Precision Agriculture Basics**; Shannon, D.K., Clay, D.E., Kitchen, N.R., Eds.; ASA, CSSA, and SSSA: Madison, WI, USA, pp. 63–78, 2018.

GONGAL, A.; AMATYA, S.; KARKEE, M.; ZHANG, Q.; LEWIS, K. Sensors and systems for fruit detection and localization: A review. **Comput. Electron. Agric.**, 116, pp. 8-19, 2015.

HASHIM, N.; MAZLAN, S.; AZIZ, M. A.; SALLEH, A.; JAAFAR, A.; MOHAMAD, N. Agriculture monitoring system: a study. **J. Teknologi**, 77, pp. 53-59, 2015.

HUANG, Y.; CHEN, Z. X.; TAO, Y. U.; HUANG, X. Z.; GU, X. F. Agricultural remote sensing big data: Management and applications. **J. Integr. Agric.**, 17, 1915–1931, 2018.

KODALI, R. K.; RAWAT, N.; BOPPANA, L. WSN sensors for precision agriculture. Region 10 Symposium, **IEEE**, pp. 651-656, 2014.

KOMARNICKI, P.; KUTA, L. Evaluation of Picker Discomfort and Its Impact on Maintaining Strawberry Picking Quality. **Appl. Sci.**, 11(24), 11836, 2021.

LI, G.; WAN, S.; ZHOU, J.; YANG, Z.; QIN, P. Leaf chlorophyll fluorescence, hyperspectral reflectance, pigments content, malondialdehyde, and proline accumulation responses of castor bean (*Ricinus communis* L.) seedlings to salt stress levels. **Ind. Crops Prod.**, 31, 13–19, 2010.

MACEDO, R.B.M. **Ergonomia aplicada na redução da dor lombar em ciclistas com o suporte da eletromiografia** [dissertação]. Curitiba (PR): Universidade Tecnológica Federal do Paraná. 2014. [acesso em 2017 nov 16]:1-84. Disponível em: <<http://repositorio.utfpr.edu.br/jspui/handle/1/987>>. Acessado em: 31/03/2022.

MICHAEL, Y.; HELMAN, D.; GLICKMAN, O.; GABAY, D.; BRENNER, S.; LENSKY, I. M. Forecasting fire risk with machine learning and dynamic information derived from satellite vegetation index time-series. **Sci. Total Environ.**, v.764, 2021.

MOHER, D.; COOK, D.J.; EASTWOOD, S.; OLKIN, I.; RENNIE, D.; STROUP, D.F. **PRISMA Group. Improving the quality of reporting of meta-analysis of randomized controlled trials: The QUOROMstatement.** *Lancet.* 1994;354:1896–1900.

MUANGPRATHUB, J.; BOONNAM, N., KAJORNKASIRAT, S., LEKBANGPONG, N., WANICHSOMBAT, A., & NILLAOR, P. IoT and agriculture data analysis for smart farm. **Computers and Electronics in Agriculture**, 156, 467–474, 2019.

NDZI, D. L.; HARUN, A.; RAMLI, F. M.; KAMARUDIN, M. L.; ZAKARIA, A.; SHAKAFF, A. Y. M.; FAROOK, R. S. Wireless sensor network coverage measurement and planning in mixed crop farming. **Comput. Electron. Agric.**, 105, pp. 83-94, 2014.

ONISHI, Y.; YOSHIDA, T.; KURITA, H.; FUKAO, T.; ARIHARA, H.; IWAI, A. An automated fruit harvesting robot by using deep learning. **ROBOMECH Journal**, 6(1), 2019.

QUEIROZ, P.P.; SCHETTINO, S.; MINETTE, L.J. Avaliação biomecânica da atividade de colheita semimecanizada de café em terrenos acidentados. In: **Anais do V Congresso Brasileiro de Engenharia de Produção.** 2015 [acesso 2018 fev 2];1-9. Ponta Grossa. Disponível em: <<http://docplayer.com.br/32269338-Avaliacao-biomecanica-da-atividade-de-colheita-semimecanizada-de-cafe-em-terrenos-acidentados.html>>. Acessado em: 31/03/2022.

SANTOS, A. F.; LACERDA, L. N.; ROSSI, C.; MORENO, L. A.; OLIVEIRA, M. F.; PILON, C.; SILVA, R. P.; VELLIDIS, G. Using UAV and multispectral images to estimate peanut maturity variability on irrigated and rainfed fields applying linear models and artificial neural networks. **Remote Sensing**, v.14, 2022.

SANTOS, A.F.; LACERDA, L.N.; ROSSI, C.; MORENO, L.A.; OLIVEIRA, M.F.; PILON, C.; SILVA, R.P.; VELLIDIS, G. Using UAV and Multispectral Images to Estimate Peanut

Maturity Variability on Irrigated and Rainfed Fields Applying Linear Models and Artificial Neural Networks. **Remote Sensing**, v. 14, p. 93, 2022.

SCHANOSKI, R.; RIGHI, E. Z.; WERNER, V. Perdas na colheita mecanizada de soja (Glycine max) no município de Maripá -PR1. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, 15(11):1206–1211, 2011.

SELJÅSEN, R.; BENGTSSON, G. B.; HOFTUN, H.; VOGT, G. Sensory and chemical changes in five varieties of carrot (*Daucus carota* L.) in response to mechanical stress at harvest and post-harvest. **Journal of the Science of Food and Agriculture**, 81(4), 436–447, 2001.

SIMBAHAN, G.C.; DOBERMANN, A.; PING, J.L. Screening yield monitor data improves grain yield maps. *Agron. J.*, 96, 1091–1102, 2004.

SUÁREZ, L. A.; ROBSON, A.; MCPHEE, J.; O'HALLORAN, J.; VAN SPRANG, C. Accuracy of carrot yield forecasting using proximal hyperspectral and satellite multispectral data. **Precision Agriculture**, 2020.

SUBEESH, A.; MEHTA, C.R. Automation and digitization of agriculture using artificial intelligence and internet of things. **Artif. Intell. Agric.**, 5, pp. 278-291, 2021.

TEDESCO, D.; ALMEIDA MOREIRA, B. R.; BARBOSA JÚNIOR, M. R.; PAPA, J. P.; SILVA, R. P. Predicting on multi-target regression for the yield of sweet potato by the market class of its roots upon vegetation indices. **Computers and Electronics in Agriculture**, v.191, 2021b.

TEDESCO, D.; OLIVEIRA, M. F.; SANTOS, A. F.; COSTA SILVA, E. H.; DE SOUZA ROLIM, G.; DA SILVA, R. P. Use of remote sensing to characterize the phenological development and to predict sweet potato yield in two growing seasons. **European Journal of Agronomy**, v.129, 2021a.

USHA, K.; SINGH, B. Potential applications of remote sensing in horticulture—A review. **Sci. Hortic.**, 153, 71–83, 2013.

WANG, J.; DU, D. Vegetable mechanized harvesting technology and its development. **Trans. Chin. Soc. Agric. Mach.**, v.45, p.81-87, 2014.

WANG, J.; SHANG, S. Development and experiment of double-row self-propelled carrots combine. **Trans. Chin. Soc. Agric. Mach.**, v.28, p.38-43, 2012.

WEI, M.C.F.; MALDANER, L.F.; OTTONI, P.M.N.; MOLIN, J.P. Carrot Yield Mapping: A Precision Agriculture Approach Based on Machine Learning. **AI**, 1(2), 229–241, 2020.

XIA, X.; ZU, Z.; YU, C.; ZHOU, Q.; CHEN, J. Finite element analysis and experiment of the bruise behavior of carrot under impact loading. **Agriculture**, v.11, n.6, 2021.

YAHYA, A.; ZOHADIE, M.; KHEIRALLA, A.F.; GIEW, S.K.; BOON, N.E. Mapping system for tractor-implement performance. *Comput. Electron. Agric.*, 69, pp. 2-11, 2009.

ZENG, G.; CHEN, J. Design and experiment on pull type of tassel fruit separation for carrot. *Trans. Chin. Soc. Agric. Mach.*, v.49, p.73-79, 2018.