رفع مات‌شدگی تصویر در سامانه‌های بینایی ماشین با هدف کاربرد در کشاورزی دقیق

فاطمه رحیمی اجدادی[1]، کاوه ملازاده[2]

[1]استادیار گروه مهندسی مکانیزاسیون کشاورزی، دانشکده علوم کشاورزی، دانشگاه گیلان؛ rahimi_a@guilan.ac.ir
[2]استادیار گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه کردستان؛ k.mollazade@uok.ac.ir

چکیده

در دو دهه اخیر، تکنیک‌های پردازش تصویر و بینایی‌ماشین بطور گسترده‌ای در تحقیقات و مطالعات حوزه کشاورزی وارد گردیده‌اند. شرایط خاص حاکم بر تصویربرداری‌ها در حیطه کشاورزی، بخصوص تکان‌های مداوم دوربین هنگام تصویربرداری، سبب مات‌شدگی تصاویر استحصالی بویژه در کاربردهای آنلاین می‌گردد. با توجه به اهمیت کیفیت تصاویر در صحت آنالیزهای مورد نیاز، مسئله رفع مات‌شدگی تصویر بعنوان یکی از مراحل اصلی پیش‌پردازش بسیار حائز اهمیت می‌باشد. با وجود پیشرفت چشم‌گیر تصویربرداری محاسباتی در دهه گذشته در حیطه رفع مات‌شدگی تصویر از طریق توسعه طیف وسیعی از الگوریتم‌های مربوطه، بویژه در تصاویر حیات وحش، به این تکنیک‌ها در حوزه کشاورزی توجه چندانی نگردیده‌است. این در حالی‌است که مات‌شدگی تصویر سبب عدم تکامل بسیاری از روش‌های توسعه‌یافته، به‌واسطه نداشتن تصاویر ورودی مطلوب، شده‌است. در عمل، برای حل این معضل از سخت‌افزارهای پیچیده و گرانقیمت نظیر استبلایزرهای پیشرفته استفاده می‌شود. در این مقاله سعی شده با مروری بر مهمترین الگوریتم‌های توسعه‌یافته برای رفع مات‌شدگی تصاویر با در نظرگرفتن شرایط حاکم بر تصویربرداری‌ها در بخش کشاورزی و بیان مزایا و معایب هریک، زمینه ورود این مرحله از پیش‌پردازش در کاربردهای بینایی‌ماشین در بخش کشاورزی دقیق فراهم گردد.

کلمات کلیدی: الگوریتم‌های رفع مات‌شدگی، تصویر نهفته، لرزش دوربین، هسته مات.

Image Deblurring in Machine Vision Systems for Use in Precision Agriculture

Fatemeh Rahimi-Ajdadi[1], Kaveh Mollazade[2]

[1]Assistant Professor, Department of Agricultural Mechanization Engineering, Faculty of Agricultural Sciences, University of Guilan, Rasht, Iran, Email: rahimi_a@guilan.ac.ir
[2]Assistant Professor, Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture, University of Kurdistan, Sanandaj, Kurdistan, Iran, Email: k.mollazade@uok.ac.ir

ABSTRACT

In two last decades, image processing and machine vision techniques have been widely integrated into agricultural researches. Particular imaging conditions governing in the agricultural lands, such as camera shake during imaging, result in blurred images, especially in online applications. Considering the importance of image quality on the accuracy of subsequent analyses, the issue of image deblurring is very critical as one of the main stages of preprocessing. Despite significant progresses of computational imaging in image deblurring in the last decade, especially in wildlife images, this treatment has not been used in agricultural studies. That is, while blurring caused the deficiency of improvement in many developed methods due to the lack of appropriate input images. In practice, complex and expensive hardware, such as advanced stabilizers, are used to solve this problem. The present paper reviews the most important algorithms developed for deblurring considering their pros and cons for agricultural conditions. The purpose is to provide entry context of deblurring, as one of the essential stages in image preprocessing, for machine vision applications in precision agriculture.

Keywords: Deblurring algorithms, Latent image, Camera shake, Blur kernel.

۱- فاطمه رحیمی اجدادی، گیلان- رشت- بزرگراه خلیج فارس (کیلومتر ۵ جاده قزوین)، دانشگاه گیلان، دانشکده کشاورزی، گروه مهندسی مکانیزاسیون. تلفن همراه: ۰۹۱۱۱۴۸۱۵۵۷ - نمابر: ۰۱۳۳۳۶۹۰۲۸۱

۱- مقدمه

امروزه، استفاده از علم پردازش تصویر، که به استخراج اطلاعات موجود در تصاویر با استفاده از آنالیز تصاویر می‌پردازد، در بسیاری از بخش‌های علمی، مهندسی، علوم پایه و کشاورزی به‌سرعت نفوذ یافته‌است. در چند دهه اخیر پیشرفت قابل توجه این علم، با توجه به قابلیت در اختیار نهادن اطلاعات بسیار مفید و تعیین‌کننده‌ای که دارد، سبب گردیده است که در بسیاری از موارد جایگزین روش‌ها و آزمایشات خسته‌کننده و زمان‌بر موجود شود. به‌ویژه در بخش کشاورزی، استفاده از این علم در شاخه‌های گوناگون گسترش قابل توجهی داشته است. شناسایی ارقام (Hobson et al., 2007)، عیب‌یابی دستگاه‌ها (Younus and Yang, 2012)، شناسایی آفات (Xia et al., 2015)، خلوص و کیفیت ارقام (Courtois et al., 2010)، تشخیص علف هرز از محصول اصلی (Montalvo et al., 2013)، کیفیت خاکورزی (Rahimi-Ajdadi et al., 2016)، تخمین رطوبت خاک (Rahimi-Ajdadi et al., 2018) و همچنین درجه‌بندی و بسته‌بندی (Shahin et al., 2002)، برخی از مثال‌های بکارگیری این علم در حوزه کشاورزی است. با توجه به این‌که تصویر از لوازم و ابزار اولیه در این حوزه است؛ تهیه یک تصویر شفاف و صحیح اولین رکن جهت نیل به نتایج دقیق و مناسب می‌باشد. در شرایط مختلف فعالیت‌های کشاورزی وجود لرزش‌های ناخواسته فراوان، که ناشی از ناهمواری مزرعه و نیز ارتعاشات ادوات و یا ماشین‌ها می‌باشد، موجب می‌گردد که بکارگیری روش‌های پردازش تصویر و استفاده آن در بینایی‌ماشین با محدودیت مواجه گردد. به‌همین دلیل، با وجود پیشرفت‌های بسیار در چند دهه گذشته و گسترش این روش در حوزه‌های بسیاری از علوم مهندسی و پزشکی، در حوزه کشاورزی دقیق به‌سبب ارتعاش و لرزش زیاد ادوات و ماشین‌های مورد استفاده در مزرعه، امکان استحصال تصاویر مطلوب وجود ندارد.

مرور مطالعات پیشین مربوط به بینایی‌ماشین در کاربردهای کشاورزی نشان از استفاده بسیار محدود و سطحی تکنیک رفع مات شدگی داشته، بطوری‌که استفاده از آن تنها به حذف و انتخاب تصاویر شفاف‌تر از بین مجموعه‌ای از تصاویر محدود شده‌است (Ribeiro-Gomes et al. 2016). در صورتی‌که در بسیاری از کاربردهای برخط این‌کار سبب از بین رفتن بسیاری از اطلاعات مفید در زمان مورد نظر گردیده و همچنین بالارفتن حجم تصویربرداری را در بر خواهد داشت. برای مثال، در زمینه تصویربرداری توسط UAVها (پهپادها یا وسایل هوایی بی‌سرنشین)، فقط به تشخیص تصویر مات‌شده از تصاویر شفاف بسنده‌شده و تصاویر مات‌شده تشخیص داده‌شده حذف می‌گردند (Ribeiro-Gomes et al. 2016). رفع مشکل مات‌شدگی تصاویر می‌تواند موجب ایجاد گام بلندی در مسیر گسترش سیستم‌های بینایی‌ماشین، در حوزه کشاورزی دقیق گردد. با توجه به مطالب بیان‌شده، هدف از تحقیق حاضر، معرفی و بررسی روش‌های مختلف رفع مات‌شدگی و مزایا و معایب هر یک می‌باشد تا بتوان امکان رفع مات‌شدگی تصاویری که در شرایط لرزش اخذ می‌گردند را فراهم آورد.

۲- مواد و روش‌ها

عوامل متعددی را می‌توان به عنوان منابع ایجاد مات‌شدگی تصاویر برشمرد؛ که ازجمله آن‌ها می‌توان به محدودیت‌های موجود در سیستم عدسی، حرکت دوربین و شیء، آستیگماتیسم و تاثیرات محیطی اشاره کرد (Hansen et al., 2006). از بین انواع مختلف از بلورهای حرکتی که بدلیل حرکت نسبی بین دوربین و منظره رخ می‌دهد، می‌توان به انتقال، چرخش، تغییر ناگهانی در مقیاس و یا ترکیبی از آن‌ها اشاره کرد (Mistry and Banerjee, 2016). لرزش دوربین را، که یکی از دلایل بسیار شایع در مات‌شدن تصاویر می‌باشد، می‌توان با بازشدگی‌های سریع‌تر کاهش داد. اما این‌کار خود منجر به مشکلاتی نظیر نویز حسگر یا عمق کمتر از میزان مطلوب در صحنه می‌گردد (Fergus et al., 2006). به‌همین دلیل عمده تلاش‌ها برای رفع این مشکل معطوف به ایجاد الگوریتم‌های موثر رفع مات‌شدگی گردیده است.

رفع مات‌شدگی تصاویر همواره یکی از مسائل به شدت نامعین در پردازش تصاویر و بینایی‌ماشین به شمار می‌رود. روش‌های سنتی بازیابی تصویر، به مدل‌سازی تخریب صورت‌گرفته و استفاده از پردازش‌های معکوس برای بدست‌آوردن تصویر سالم می‌پردازند که در آن‌ها معمولاً از فیلترهای خطی و غیرخطی استفاده می‌شود. مدل‌های تخریب، که با نام point spread function (PSF) نامیده می‌شوند، مدل‌های ریاضی هستند که بلور ایجادشده از منابع مختلف را توصیف کرده و اعوجاج را بر حسب مسیر نظری که منبع نقطه‌ای نور در ابزار می‌پیماید، توصیف می‌کند (Cheng, 2006). در عمل، پیداکردن PSF واقعی غیرممکن است و معمولاً تقریبی از آن استفاده می‌شود. این توابع را می‌توان بصورت تئوری محاسبه نمود (Nasse & Woehl, 2010) و اغلب بطور تجربی بدست‌آمده و در دی‌کانولوشن تصویر مات‌شده بکار می‌روند. روش‌های دی‌کانولوشن، تکنیک‌های محاسباتی هستند که جهت بازیابی تصاویر مات‌شده بر اساس یک مدل ریاضی معین برای فرآیند بلورسازی بکار می‌روند (Hansen et al., 2006). وقتی یک تصویر توسط هر منبعی دچار اعوجاج، بلوره‌شدن یا نویز گردد، توسط فرآیند معکوس‌سازی اثر آن منبع، موسوم به دکانوالوکردن، می‌توان آن را به تصویر شفاف‌تری تبدیل کرد.

یک تصویر مات‌شده بطور تقریبی با معادله ۱ تعریف می‌شود (Ishida et al., 2008):

یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم (ماشین‌های کشاورزی) و مکانیزاسیون ایران

$$g(x,y)=H(x,y)*f(x,y)+n(x,y) \quad (1)$$

که در آن، g تصویر مات‌شده، n نویز اضافه‌شده به تصویر بر اثر تصویربرداری، f تصویر صحیح اولیه و H اپراتور ایجادکننده آشفتگی است که به آن تابع نقطه گسترش یا PSF (Point Spread Function) نیز گفته می‌شود و در واقع هسته مات‌شدگی می‌باشد. این فرآیند در شکل ۱ به‌طور شماتیک نشان داده‌شده‌است.

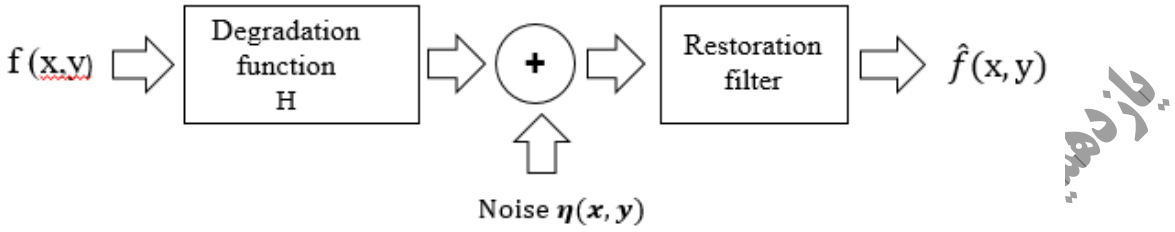

Figure 1. Image degradation/Restoration model.

شکل ۱- مدل تخریب/ بازیابی تصویر (Gonzalez and Woods, 2001).

همان‌طورکه بیان شد، در اکثر فرآیندهای رفع مات‌شدگی به‌دنبال آن هستیم که تابع PSF را بدرستی تقریب‌زده و با استفاده از فرآیند دی‌کانولوشن و از طریق برگردان، تأثیر آن‌را خنثی کنیم. کیفیت عمل رفع مات‌شدگی بطور مستقیم با دقت آگاهی از مقدارPSF تعیین می‌شود.

روش‌های موجود مورد استفاده برای حل مسئله مات‌شدگی تصویر، شامل روش‌هایی چون فیلترینگ معکوس، فیلترینگ وینر و فیلترینگ حداقل مربعات می‌باشند که همگی جزو روش‌های خطی محسوب می‌شوند. روش‌های ذکرشده دارای مزایایی چون سادگی اجرا و محاسبات کم می‌باشند. با این‌حال، نتایج روش‌های غیرخطی با وجود ایراداتی چون محاسبات زیاد و غیرقابل پیش‌بینی‌بودن رفتار، به روش‌های خطی ترجیح داده‌می‌شوند. یکی از روش‌های غیرخطی رایج، الگوریتم لوسی ریچاردسون است. این الگوریتم یک الگوریتم تکرارشونده (iterative) و بر اساس بزرگ‌ترین درست‌نمایی است که در تصویر با توزیع آماری پواسون مدل شده است. بیشینه‌کردن تابع درست‌نمایی مدل، معادله‌ای می‌دهد که نتیجه حاصل از معادله تکرارشونده ۲ درآن صدق می‌کند (Gonzalez and Woods, 2001):

$$\hat{f}_{k+1}(x.y) = \hat{f}_k(x.y)\left[h(-x.-y) * \frac{g(x.y)}{h(x.y) * \hat{f}_k(x.y)}\right] \quad (2)$$

که در آن، $*$ کانولوشن، $\hat{f}$: تقریب تصویر ناسالم، g تصویر مات و h تابع تخریب متناظر در حوزه مکان می‌باشد.

بطور معمول، برای توقف تکرار به کیفیت تصویر خروجی متناسب با کاربرد مورد نظر استناد می‌شود. روش‌های توسعه‌یافته در این حیطه را می‌توان در دو طبقه کلی تقسیم‌بندی نمود: الگوریتم‌های تک‌تصویره و الگوریتم‌های چندتصویره. لازم‌به توضیح است که رویکردهای سخت‌افزاری را نیز می‌توان به‌عنوان یک روش جداگانه برای حل معضل مات‌شدن تصویر نام برد؛ از قبیل لنزهای نوری استبلایزر، سنسورهای CMOS با طراحی ویژه و سیستم‌های تصویربرداری هیبرید که موضوع بحث این نوشتار نمی‌باشد. با توجه‌به این طبقه‌بندی، در ادامه به معرفی و تشریح برخی از مهم‌ترین این الگوریتم‌ها پرداخته می‌شود (Fergus et al., 2006).

۱-۲- الگوریتم‌های تک‌تصویره

در این روش، تنها از یک تصویر ورودی برای رفع مات‌شدگی استفاده می‌شود. برای بازیابی تصویر نهفته (تصویر شفاف موجود در تصویر مات‌شده)، اگر هسته بلور دارای انتقال یکسانی باشد، می‌توان بوسیله دی‌کانولوشن، مات‌شدگی تصویر را کاهش داد. حذف بلور با استفاده از تصاویر تکی خود به دو زیرشاخه بلورهای با هسته بلور شناخته‌شده (غیرکور) و شناخته‌نشده (کور) قابل تقسیم می‌باشند.

دی‌کانولوشن غیرکور (non-blind blur kernel): درصورتی‌که این امکان وجود داشته‌باشد که بتوان شرایط ایجاد تصویر خراب را بصورت کنترل-شده‌ای در دست داشت، آن‌گاه با تولید pspfهای مختلف از روی تصاویر و تست نتایج با الگوریتم‌های بازیابی تصویر می‌توان به تابع تخریب بهینه دست‌یافت. یکی از روش‌های متداول مورد استفاده برای حذف بلور در دی‌کانولوشن غیرکور، الگوریتم دی‌کانولوشن لوسی-ریچاردسون می‌باشد که پیش‌تر توضیح-داده‌شد.

دی‌کانولوشن کور (blind blur kernel): در صورتی‌که اطلاعاتی از psf موجود نباشد، معمولاً از روش‌های دی‌کانولوشن کور برای بازیابی تصویر اصلی استفاده می‌شود. در این حالت، به طور سیستماتیک می‌توان آن‌را با امتحان‌کردن pspfهای مختلف و ارزیابی این‌که آیا تصویر بهبود یافته‌است یا نه، بدست‌آورد. این‌روش، به نام دکانولوشن کور شناخته می‌شود (Cheng, 2006). روش‌های دکانولوشن کور موجود نوعاً با این فرض پیش می‌روند که هسته بلور دارای شکل پارامتریک ساده‌ای است؛ از قبیل مولفه‌های گوسی یا فوریه فرکانس‌پایین. اما مات‌شدگی‌های ایجادشده توسط لرزش‌های دوربین اغلب

شامل لبه‌های بسیار تیز است (Fergus et al., 2006). در این‌رابطه Caron et al. (2002) توزیع قانون قدرت را روی فرکانس‌های تصویر ارائه دادند که این قوانین شکل ساده‌ای از آماره‌های ذاتی تصویر هستند که ساختار محلی را حفظ نمی‌کنند. روش‌های دیگری نیز ارائه شد که از ترکیب قوانین قدرت با قیود دامنه موجک کار می‌کند؛ اما برای هسته‌های بلور پیچیده کاربرد ندارد (Jalobeanu et al. 2002; Neelamani et al. 2004).

در این بین، برخی از محققان همچون Fergus et al. (2006) ، ایرادهایی را بر روش‌های دی‌کانولوشن کور متداول قائل بودند. آن‌ها اعتقاد داشتند روش‌های رایج موجود، چون یک‌سری قیود دامنه-فرکانسی روی تصاویر فرض می‌کنند و یا بر مسائل پارامتریک ساده شده‌ای برای مسیر حرکت تکیه دارند، بر واقعیت منطبق نیستند. به عبارت دیگر، لرزش دوربین در عمل، از مسیرهای پیچیده‌تری پیروی می‌کند. آن‌ها معتقد بودند معلومات (priors) دامنه مکانی بهتر می‌تواند ویژگی‌های برجسته ابعادی را حفظ نماید. از این‌رو آنان روش جدیدی را برای حذف اثرات لرزش دوربین در تصاویری که به‌شدت مات شده بودند، ارائه دادند. در روش پیشنهادی آن‌ها، یک بلور یکنواخت روی تصویر درنظر گرفته می‌شد و از چرخش دوربین در صفحه چشم‌پوشی می‌گردید. برای برآورد بلور از لرزش دوربین، کاربر می‌بایست ناحیه ای از تصویر را بدون تاثیرات اشباع (saturation) درنظر می‌گرفت. بیشتر تلاش این محققان بر روی تخمین هسته متمرکز گردیده بود. البته چندین افکت تصویربرداری رایج مانند اشباع، حرکت شیء و آرتیفکت‌ها وجود داشت که آن‌ها توانستند صریحاً آن‌ها را مدل نمایند.

یکی از روش‌هایی‌که بطور رایج برای مسائل معکوس پردازش تصویر از قبیل حذف بلور و نویز مورد استفاده قرار می‌گیرد، روش تنظیم تغییرات کل می‌باشد. این روش مستلزم کمینه‌سازی یک تابع انرژی است که یک گرادیان بر مبنای ترم تنظیم را بخوبی با یک پارامتر منطبق بر داده ترکیب می‌کند. در حالت ایده‌آل، کمینه‌سازی تابع انرژی باعث کاهش نویز می‌گردد. این در حالی است که اطلاعات تصویر به طور مطلوب حفظ می‌گردد. تابع انرژی دبلوره‌سازی تنظیم‌شده در معادله ۳ نشان داده شده است (Bajic et al., 2014):

$$E(u) = \frac{1}{2}\iint |h(x.y) * u(x.y)|^2 dxdy + \alpha \iint \emptyset(|\nabla u(x.y)|)dxdy \quad (۳)$$

که در آن، ∇ نشاندهنده گرادیان و $|\cdot|$ نشان‌دهنده نورم l_2 است.

وقتی یک تصویر مات‌شده به دلیل حرکت یک دوربین ایجاد می‌شود، مسیرهای psf و دنباله آن‌ها در سراسر پیکسل‌های تصویر، طبق حرکت سه‌بعدی دوربین و عمق منظره حرکت می‌کنند. این اصلی بود که بر مبنای آن Boracchi (2009) مدل اطلاعاتی تصویر را برای تصاویر پیشنهاد داد و یک الگوریتم تک‌تصویره برای تخمین مسیر psf درون نواحی کوچک تصویرکه بطور خودکار مطابق با محتوای تصویر انتخاب می‌شد، ارائه کرد. این الگوریتم یک تصویر مات‌شده را می‌گرفت و جهت انتقال سه‌بعدی را به کمک آنالیز دقیق حرکت بلور استخراج می‌کرد. مسیر این حرکت توسط یک مستطیل کوچک که در داخل تصویر بر اساس محتویات تصویر انتخاب می‌شد و با حرکت بلور امتداد می‌یافت، مشخص می‌گردید. الگوریتم مزبور قابلیت آن را داشت که در سیستم‌های بینایی ربات بر مبنای آنالیز فریم عمل کند. چون سیستم‌های ربات اغلب در محیط‌های داخلی که دارای نور کمی هستند کار می‌کنند. از محدودیت‌های این روش آن بود که تنها انتقال‌ها و حرکت‌های کوچک دوربین در آن مورد ملاحظه قرارگرفته بود (Boracchi, 2009).

۲-۲- الگوریتم‌های چندتصویره

یکی از الگوریتم‌های موثری که از چندین تصویر برای حل مشکل مات‌شدگی استفاده می‌کرد، الگوریتمی به نام "بلور متوالی" (Blur Burst) بود که توسط Ito et al. (2013) پیشنهاد شده‌بود. در این الگوریتم، مشکل موجود در روش‌های تک‌تصویره یعنی ایجاد بلورهای بزرگ بخاطر لرزش دوربین حذف شده بود. در این روش با استفاده از تصویربرداری پشت‌سرهم و در اختیارداشتن چندین عکس متوالی، پروفیل‌های بلور حتی در صورت هم‌راستا نبودن، قابل بازیابی بودند که خود سبب حل مطلوب مسئله مات‌شدگی می‌گردید. طبق نتایج آن‌ها دبلوره‌سازی غیرکور چندتصویره می‌تواند حتی بدون داشتن معلومات تصویر (image priors)، که در روش‌های تک‌تصویره مورد نیاز می‌باشد، بخوبی عمل کند. طبق این روش، با فرض در اختیارداشتن تعداد **Q** از تصاویر مات‌شده، معادله تولید تصویر صحیح به صورت زیر بدست‌خواهد آمد (Ito et al., 2013):

$$Y_i = k_i * x + w_i \quad , i=1,\dots,Q \quad (۴)$$

که در آن، x تصویر نهفته و k_i هسته‌های بلور می‌باشند که تحت مدل نویزی گوسین روی نویز w_i ایجاد گردیده‌اند. فرض‌شده‌است که همه تصاویر مات‌شده Y_i دارای سایز M*M پیکسل باشند و هر هسته بلور دارای سایز K*K است. روش بسیار ساده دیگری که از تصاویر چندتایی برای دبلوره‌سازی استفاده می‌کرد، توسط Delbracio and Sapiro (2015) معرفی شد. این روش از هیچ حل صریح برای تخمین بلور و هیچ مسئله معکوس متوالی استفاده نمی‌کرد. در الگوریتم پیشنهادی یک میانگین وزنی در دامنه فوریه با وزن‌های وابسته به مقدار طیف فوریه گرفته می‌شد. توجیه این روش آن بود که چون لرزش دوربین دارای ماهیت تصادفی است، عمدتاً هر یک از تصاویر متوالی به طور متفاوتی دچار مات‌شدگی می‌گردند. این الگوریتم که به نام "انباشت متوالی فوریه" نام‌گذاری شد، به‌حدی ساده بود که می‌توانست به طور آن‌بورد حتی بر روی دوربین‌های تلفن همراه نیز بکارگرفته شود. عنصر کلیدی در این رویکرد پیشنهادی، رفتار استوک‌استیکی است که در آن هسته‌ها عمدتاً شامل مسیرهای تصادفی متحدالبعد هستند. یکی از مزایای دیگر این روش آن بود که از بوجودآمدن آرتیفکت‌ها، که در روش‌های دیگر کانولوشن معکوس بوجود می‌آمد، جلوگیری می‌شد (Delbracio and Sapiro,

2015).

با وجودی‌که برای حذف بلور، توزیع توالی حجیمی از گرادیان‌ها بسیار موثر عمل می‌کند و می‌توان چنین توزیع‌هایی را توسط یک معادله لاپلاسین ($p(x)\alpha e^{-k|x|^{\alpha}}$) با $0 \cdot 5 < \alpha < 0 \cdot 8$ مدل کرد؛ در استفاده از آن‌ها یک مشکل اساسی وجود دارد. چون استفاده از توزیع‌های گسسته مسئله را غیرمحدب می‌کند و حل آن را تا حدی کُند می‌گرداند که عملاً نمی‌توان از آن برای تصاویر چند مگاپیکسله استفاده کرد. برای رفع این مشکل روش کانولوشنی توسط Krishnan and Fergus (2009) ارائه شد که سرعت آن چندین برابر بیشتر از روش‌هایی بود که در آن‌ها از هایپرلاپلاسین استفاده می‌شد. این روش در واقع از معلومات مربوط به هایپرلاپلاسین استفاده می‌کرد. در این روش از یک طرح کمینه‌سازی متناوب بهره گرفته می‌شد و می‌توانست یک تصویر یک مگاپیکسلی را در کمتر از ۳ ثانیه با کیفیت مطلوب درحد روش‌های موجود تکرارشونده، از قبیل "حداقل مربعات دوبار وزن داده‌شده" که حدود ۲۰ دقیقه زمان می‌برد، بازیابی کند. در نتیجه می‌توان از آن برای کاربردهای پردازش تصویر به‌خوبی استفاده کرد (Krishnan and Fergus, 2009). این روش در حیطه دی‌کانولوشن کور قرار می‌گرفت و برپایه کمینه‌سازی مسئله زیر عمل می‌کرد:

$$min_{x.w} \sum_i \left(\frac{\lambda}{2}(x \oplus k - y)_i^2 + \frac{\beta}{2}(\|F_i^1 x - w_i^1\|_2^2 + \|F_i^2 x - w_i^2\|_2^2) + |w_i^1|^{\alpha} + |w_i^2|^{\alpha}\right) \quad (۵)$$

که در آن، β وزنی است که در طول بهینه‌سازی تغییر داده می‌شود، x تصویر خطی اولیه N پیکسله، y تصویر مات‌شده بوسیله بلور یا نویز با هسته مات k و نویز گوسی با میانگین صفر، λ پارامتر وزن‌دارکردن، i شاخص پیکسل و $\oplus$ اپراتور کانولوشن دوبعدی می‌باشد. پارامترهای w_i^1 و w_i^2 در این روش معرفی شده‌اند. در واقع، این پارامترها، پارامترهای کمکی هستند که اجازه انتقال ترم $F^j{}_i\, x$ را به خارج از $|\cdot|$ می دهند.

مسئله دیگری‌که در حوزه رفع مات‌شدگی تصاویر وجود دارد، مربوط به تصاویری است که در آن‌ها هسته بلور ایجادشده، غیریکنواخت می‌باشد. برای حل این مشکل، روش BMPB (Projective Motion Path Blur) توسط چندین محقق پیشنهاد گردید (Gupta et al., 2010; Tai et al., 2010; Whyte et al., 2010). ویژگی و مزیّت روش‌های پیشنهادی در این است که مجموعه‌هایی از هسته بلورهایی را که با حرکت اصلی دوربین مطابقت نداشته‌باشد، حذف می‌کند. با این وجود، چنین الگوریتم‌هایی دارای هزینه محاسباتی بالایی هستند؛ زیرا در طول بهینه‌سازی، بسیاری از همبستگی‌های تصاویر تخمینی میانی باید محاسبه گردند (Hirsch et al., 2011). برای حل مشکل بلورهای غیریکنواخت، روش متفاوتی به نام EFF (Efficient Filter Flow) توسط Hirsch et al. (2010) در چارچوب تصویربرداری از طریق آشفتگی هوا پیشنهاد شد. این روش، توسط ترکیب مکانی مجموعه هسته‌های بلور محلی، قادر به بیان کامل تغییرات بلور بود (تا زمانی‌که هنوز دارای رفتار خطی بودند). اما روش جدیدی توسط Hirsch et al. (2011)، معرفی‌شد که به‌لحاظ ویژگی‌های محاسباتی آن دارای سرعت عمل بسیار بیشتری نسبت به بسیاری از روش‌های موجود بود. در این الگوریتم دو روش EFF و PMPB ترکیب گردیدند. به عبارتی، مزیّت هر دو روش یعنی قیود ساختاری مربوط به مدل‌های PMPB و تاثیربخشی چارچوب EFF برای دراختیارداشتن یک الگوریتم دکانولوشن کور ساده و سریع‌ترکیب می‌گردید.

۳- نتایج و بحث

در بخش قبل، برخی از مهم‌ترین الگوریتم‌های پیشنهادی برای رفع مشکل مات‌شدگی تصاویر ناشی از حرکت دوربین در لحظه تصویربرداری معرفی گردید. در جدول ۱، برخی از شرایط و ویژگی‌های تصاویر اخذشده مربوط به الگوریتم‌های مذکور و مزایا و معایب هریک بطور خلاصه داده شده است. با توجه‌به جدول ۱، در مقایسه بین روش‌های مذکور آن‌چه مشخص است در کاربردهای برخط مدیریت مزرعه از آن‌جایی‌که نیاز به سرعت پردازش تصاویر می‌باشد، نیاز به الگوریتم‌های ساده‌تر که هزینه محاسباتی کم‌تری دارند، حائز اهمیت می‌باشد. در این‌صورت الگوریتم‌هایی همچون انباشت متوالی فوریه (Delbracio and Sapiro, 2015) و یا مدل اطلاعاتی تصاویر (Boracchi, 2009) مناسب به نظر می‌رسند. امّا برای کاربردهای برون خط که اولویت اصلی با دقت می‌باشد، می‌توان الگوریتم‌هایی چون الگوریتم توالی بلور (Ito et al., 2013) را مورد استفاده و آزمون قرار داد. در کاربردهای رباتیک برای کنترل ربات الگوریتم توسعه یافته توسط Boracchi (2009) می تواند مفید واقع گردد. برای محیط های کم نور همچون کنترل و مدیریت های گلخانه‌ها الگوریتم‌های توسعه یافته توسط Ito et al. (2013) و همچنین Boracchi (2009) دارای کارایی هستند. در شرایط پر گرد و غبار همانند عملیات خاکورزی، می توان از الگوریتم هایی که دارای مزیت کار در نویز بالا هستند، استفاده کرد (Rudin et al., 1992). در مواردی که تصویربرداری از یک شیء ثابت انجام می گیرد و دوربین نیز ثابت قرار دارد؛ عموماً الگوریتم هایی که در آن‌ها چرخش دوربین در نظر گرفته نشده است به لحاظ ساده سازی قیود و در نتیجه عدم پیچیدگی زیاد، می توانند به‌راحتی مورد استفاده قرار گیرند (Fergus et al., 2006). در مواردی که تصویربرداری های با حجم بالا و نوعاً به صورت ویدیویی صورت گیرد، الگوریتم انباشت متوالی فوریه (Delbracio and Sapiro, 2015) مناسب می باشد.

در تحقیقات انجام‌گرفته، عموماً در مطالعات پیشین، جهت مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها، از روش‌های بصری مقایسه تصاویر و یا شاخص نرخ سیگنال به نویز (SNR) استفاده گردیده است.

جدول ۱- مقایسه روش‌های مختلف رفع مات‌شدگی تصاویر.

Table 1. The comparison among deblurring approaches.

No.	Specifications of taken image	Developed algorithm	Disadvantage
1	Highly detailed information-High Noise	Potential Function of Total Variation Regularization/Rudin et al., 1992.	More complexity in the optimization function
2	Uniform blur-No camera rotation	Fergus et al., 2006	Inability to model for saturation, object motion and compression artifacts
3	Non-aligned blur- large blure-telephoto- low-light photography- hand-held high dynamic-range (HDR) imaging	BlurBurst/ Ito et al., 2013	Assumptions of spatially invariant blur-inability for moving objects
4	Simplicity for on-board implementation on camera phones-Fast and simple- Simplicity to use-need to less memory-usable for HDR deblurring	Fourier Burst Accumulation algorithm/ Delbracio and Sapiro, 2015	-
5	Processing time is less than 3 seconds–High speed	Krishnan and Fergus, 2009	Very slow-unusable for multi mega pixel images
6	Non-uniformly blur	Projective Motion Path Blur	Heavy calculations
7	Non-uniformly blur-very high speed	Hirsch et al., 2011	Valid until blur has linear parameters.
8	Usability in machine-vision systems - low light conditions	Information image model/ Boracchi, 2009	For smaller camera motion

۴- نتیجه‌گیری

رفع مات‌شدگی تصویر در دهه گذشته رشد چشمگیری داشته است. پیشرفت در این زمینه را می توان به خوبی به عنوان یک مزیت در بخش کشاورزی در تصاویر استحصالی برای سیستم های بینایی‌ماشین به کار گرفت. در این مقاله، به معرفی برخی از روش‌های به روز و مهم حذف بلور ایجادشده در تصویر که بواسطه لرزش دوربین ایجادشده، پرداخته شد. این روش‌ها عمدتا با یک یا چند تصویر ورودی کار می‌کنند که عموماً توسط حل یک مسئله دی‌کانولوشن معکوس این‌کار را انجام می‌دهند. با توجه به ارائه چگونگی روش‌ها، مزایا و معایب هر یک، بسته به کاربردهای مختلف در حوزه کشاورزی و با توجه به ویژگی‌های تصاویر اخذ شده و بلور ایجاد شده می‌توان به استفاده از یک یا چند نوع از این الگوریتم‌ها مبادرت ورزید و آن‌ها را با توجه به نسبت سیگنال به نویز تولیدی و یا زمان پردازش مورد انتخاب قرار داد.

۵- مراجع

Bajić, B., Lindblad, J., & Sladoje, N. (2014). *An evaluation of potential functions for regularized image deblurring*, International Conference Image Analysis and Recognition ICIAR: Image Analysis and Recognition, Springer, Cham.

Boracchi, G. (2009). Estimating the 3D direction of a translating camera from a single motion-blurred image. *Pattern Recognition Letters*, 30, 671–681.

Caron, J., Namazi, N., & Rollins, C. (2002). Noniterative blind data restoration by use of an extracted filter function. *Applied Optics 41*, 32 (November), 68-84.

Cheng, P. C. (2006). *The Contrast Formation in Optical Microscopy* (third Edition ed.): Handbook of Biological Confocal Microscopy, Springer, Berlin, Germany.

Courtois, F., Faessel, M., & Bonazzi, C. (2010). Assessing breakage and cracks of parboiled rice kernels by image analysis techniques. *Food Control*, 21, 567–572.

Delbracio, M., & Sapiro, G. (2015). *Burst deblurring: removing camera shake through fourier burst accumulation*, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Boston, MA, USA.

Fergus, R., Singh, B., Hertzmann, A., Roweis, S. T., & Freeman, W. T. (2006). Removing Camera Shake from a Single Photograph. *ACM Transactions on Graphics*, 25(3), 787-794.

Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2001). *Digital Image Processing*. Addison-Wesley, Longman Publishing Co., Inc., Boston, MA, USA.

Gupta, A., Joshi, N., Zitnick, L., Cohen, M., & Curless B. (2010). *Single image deblurring using motion density functions*, European Conf. Comput. Vision. IEEE.

Hansen, P. C., Nagy, J. G., & O'Leory, D. P. (2006). Deblurring images Matrices, Spectra, and filtering. SIAM, Philadelphia, USA.

Hirsch, M., Sra, S., Scholkopf, B., & Harmeling, S. (2010). *Efficient Filter Flow for Space-Variant Multiframe Blind Deconvolution*, Conf. Comput. Vision and Pattern Recognition. IEEE.

Hirsch, M., Schuler, C. J., Harmeling, S., & Schölkopf, B. (2011). *Fast Removal of Non-Uniform Camera Shake*, IEEE International

Conference on Computer Vision.
Hobson, D. M., Carter, R. M. & Yan, Y. (2007). *Characterization and Identification of Rice Grains through Digital Image Analysis*, Instrumentation and Measurement Technology Conference – IMTC, Warsaw, Poland.
Ishida, H., Takahashi, T., Ide, I., Mekada, Y., & Murase, H. (2008). Recognition of camera-captured low-quality characters using motion blur information. *Pattern Recognition*, 41, 2253 – 2262.
Ito, A., Sankaranarayanan, A. C., Veeraraghavan, A., & Baraniuk, R. G. (2018). Bursting Blur: Removing Blur Due to Camera Shake using Multiple Images. ACM Trans. Graph. Submitted.
Jalobeanu, A., Blanc-Fraud, L., & Zerubia, J. (2002). *Estimation of blur and noise parameters in remote sensing*, Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing.
Krishnan, D. & Fergus, R. (2009). Fast image deconvolution using hyper-laplacian priors, supplementary material. *NYU Tech. Rep.*
Mistry, D., & Banerjee, A. (2016). Deblurred of image with wiener filter in matlab. *Journal of Emerging Technologies and Innovative Research*, 25-29.
Montalvo, M., Guerrero, J. M., Romeo, J., Emmi, L., Guijarro, M., & Pajares, G. (2013). Automatic expert system for weeds/crops identification in images from maize fields. *Expert Systems with Applications*, 40, 75-82.
Nasse, M. J., & Woehl, J. C. (2010). Realistic modeling of the illumination point spread function in confocal scanning optical microscopy. *Journal of the Optical Society of America*, 27(2), 295–302.
Neelamani, R., Choi, H., & Baraniuk, R. (2004). Forward: Fourier-wavelet regularized deconvolution for ill-conditioned systems. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 52, 418-433.
Rahimi-Ajdadi, F., Abbaspour-Gilandeh, Y., Mollazade, K., Hasanzadeh, R. P. R. (2016). Application of machine vision for classification of soil aggregate size. *Soil & Tillage Research*, 162, 8–17.
Rahimi-Ajdadi, F., Abbaspour-Gilandeh, Y., Mollazade, K., Hasanzadeh, R. P. R. (2018). Development of a novel machine vision procedure for rapid and non-contact measurement of soil moisture content. *Measurement*, 121, 179–189.
Rudin, L. I., Osher, S., & Fatemi, E. (1992). Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D*, 60(1–4), 259–268.
Shahin, M. A., Tollner, E. W., McClendon, R. W., & Arabnia, H. R. (2002). Apple classification based on surface bruises using image processing and neural networks. *Transactions of the ASAE*, 45, 1619–1627.
Tai, Y. W., Kong, N., Lin, S., & Shin, S. (2010). *Coded exposure imaging for projective motion deblurring*, Conf. Comput. Vision and Pattern Recognition. IEEE.
Whyte, O., Sivic, J., Zisserman, A., & Ponce, J. (2010). *Non-uniform deblurring for shaken images*, Conf. Comput. Vision and Pattern Recognition. IEEE.
Xia, C., Chon, T. S. Ren, Z., & Lee, J. M. (2015). Automatic identification and counting of small size pests in greenhouse conditions with low computational cost. *Ecological Informatics*, 29, 139-146.
Younus, A. M. & Yang, B. S. (2012). Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using infrared thermal image. *Expert Systems with Applications*, 39, 2082-2091.

یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم (ماشین‌های کشاورزی) و مکانیزاسیون ایران