

Event-basiertes maschinelles Sehen für agile Roboter¹

Elias Mügler²

Abstract:

Kameras sind sehr nützliche Sensoren für mobile Roboter, weil sie klein, passiv und kostengünstig sind sowie reichhaltige Informationen der Umgebung liefern. Obwohl Kameras erfolgreich in einer Vielzahl von Robotern, wie zum Beispiel in autonomen Fahrzeugen oder Drohnen, verwendet werden, stellen Energiebedarf, Latenz, Dynamikbereich und Bildfrequenz beträchtliche Herausforderungen dar. Bildsequenzen von Kameras enthalten viel Redundanz (zeitlich und räumlich) und sowohl das Aufnehmen wie das Verarbeiten dieser Datenmenge benötigt viel Rechenleistung. Dies limitiert die Betriebszeit mobiler Roboter und definiert einen fundamentalen Zielkonflikt zwischen Energiebedarf und Latenz. Spezialkameras für Hochgeschwindigkeits- und Hochkontrastanwendungen sind teuer, schwer und brauchen zusätzliche Lichtquellen, was deren Anwendung in agilen mobilen Robotern verunmöglicht.

In dieser Dissertation werden *Event-Kameras* als bioinspirierte Alternative untersucht um die Limitationen von Standardkameras zu überwinden. Diese neuromorphischen visuellen Sensoren funktionieren auf komplett andere Weise. Anstatt einer Bildsequenz mit einer konstanten Frequenz zu liefern, senden Event-Kameras nur Informationen von den Pixeln, bei denen sich die Helligkeit signifikant verändert hat. Solche pixelweise Veränderungen nennen wir *Events*, welche mit einem Zeitstempel mit der Genauigkeit von *Mikro*-Sekunden versehen und unmittelbar danach asynchron übermittelt werden. Da nur nicht-redundante Informationen übertragen werden, sind Event-Kameras energieeffizient und in der Lage, sehr schnelle Bewegungen zu erfassen. Damit nehmen sie den Zielkonflikt zwischen Energiebedarf und Latenz direkt in Angriff. Zudem verfügen Event-Kameras über einen Dynamikbereich von über 140 dB (Standardkameras verfügen typischerweise um die 60 dB), weil jedes Pixel selbständig ist. Da das Datensignal einer Event-Kamera fundamental anders ist als dasjenige einer Standardkamera (für welche über die letzten fünfzig Jahren Algorithmen für maschinelles Sehen entwickelt wurden) werden neue Algorithmen benötigt, die mit der asynchronen Funktionsweise klarkommen und die hohe zeitliche Auflösung ausnutzen können.

Diese Dissertation präsentiert Algorithmen für Event-Kameras im Bereich Robotik. Da Event-Kameras neuartige Sensoren sind und kommerziell erst seit 2008 erhältlich sind, ist die Literatur über solche Algorithmen spärlich. Dies erschwert die Handhabung dieser Sensoren, eröffnet aber unzählige Möglichkeiten, die es zu erforschen gilt. Diese Dissertation untersucht die Möglichkeiten von Event-Kameras für fundamentale Probleme der Robotik und des maschinellen Sehens wie zum Beispiel Lokalisierung und Steuerung. Unter anderem bietet diese Dissertation Beiträge zur Roboterlokalisierung mittels Event-Kameras. Dafür wird die Lage (Position und Orientierung) bezüglich einer gegebenen Karte der Umgebung geschätzt.

¹ Originaltitel: "Event-based Vision for High-Speed Robotics"

² Robotics and Perception Group, Institut für Informatik, Universität Zürich, mueggler@ifi.uzh.ch

1 Einführung

Diese Dissertation beschreibt Algorithmen zur Verarbeitung von Daten von Event-Kameras im Kontext des maschinellen Sehens für mobile und agile Roboter. Im Gegensatz zu gewöhnlichen Kameras, die Bilder mit einer konstanten Rate erfassen und übermitteln, haben Event-Kameras unabhängige, asynchrone Pixel, die lokale Kontraständerungen (sogenannte “Events”) zum Zeitpunkt ihres Auftretens übermitteln. Event-Kameras imitieren damit das Funktionsprinzip der Retina [Ma92]. Zusätzlich zu der hohen zeitlichen Auflösung und der geringen Latenz (beide in der Grössenordnung von *Mikro*-Sekunden) bieten Event-Kameras auch einen grossen Dynamikbereich (140 dB im Vergleich zu 60 dB von gewöhnlichen Kameras). Da sich die Ausgabe von Event-Kameras jedoch grundlegend unterscheidet (ein asynchroner Datenstrom von Events anstatt Bildern), sind fundamental neue Algorithmen erforderlich, um mit diesen Daten umzugehen.

Mobile Roboter müssen ihre Umgebung wahrnehmen, um sicher darin navigieren zu können. Damit ein Roboter unabhängig von seiner Umgebung ist, muss er alle Sensoren selbst mitführen. Für agile und schnelle Roboter sind grosse und schwere Sensoren wie z.B. Laserscanner nicht geeignet. Die Verwendung von Kameras als primäre Sensormodalität bietet mehrere Vorteile. Kameras sind klein, leicht und passiv, und benötigen daher nur wenig Strom. Dennoch liefern sie reichhaltige Informationen über die Umwelt. Die Interpretation dieser Daten ist jedoch eine anspruchsvolle Aufgabe, die eine beträchtliche Menge an Rechenressourcen und Rechenleistung in Anspruch nimmt. Zum Vergleich: Mehr als 60 Prozent des menschlichen Gehirns sind an Sehaufgaben beteiligt. In den letzten Jahrzehnten wurden enorme Fortschritte im maschinellen Sehen erzielt, die sogar die menschliche Leistung bei bestimmten Aufgaben übertreffen. Diese Algorithmen werden für Gesichtserkennung und -identifizierung, Bildbeschriftung und viele andere Aufgaben verwendet. Im Bereich der Robotik sind wir jedoch vorerst an der Kartierung der Umgebung und Lokalisierung darin interessiert.

Während gewöhnliche Kameras viele Vorteile bieten, bleiben grosse Herausforderungen bestehen. Erstens leiden Bilder bei hohen Geschwindigkeiten unter Bewegungsunschärfe, die dazu führt, dass nachfolgende Algorithmen versagen. Zweitens bieten Kameras einen eher geringen Dynamikumfang, so dass in Szenen mit grossen Helligkeitsunterschieden bestimmte Bereiche des Bildes unter- oder überbelichtet werden und wichtige Merkmale der Umgebung nicht erkannt werden können. Drittens ist die Bildrate von Kameras begrenzt und bietet somit eine Grenze für die erreichbare Latenzzeit eines Robotersystems (siehe Abb. 1). Viertens: Je höher die Bildrate, desto mehr Daten müssen verarbeitet werden und desto mehr Energie wird für typischerweise unnötige Operationen verbraucht, da aufeinanderfolgende Bilder oft redundant sind. Um diese Einschränkungen zu überwinden, untersuchen wir den Einsatz von Event-Kameras im Bereich der Robotik. Als nächstes wird die Funktionsweise von dieser Kameras beschrieben, deren Vorteile ausgeführt und Herausforderungen diskutiert.

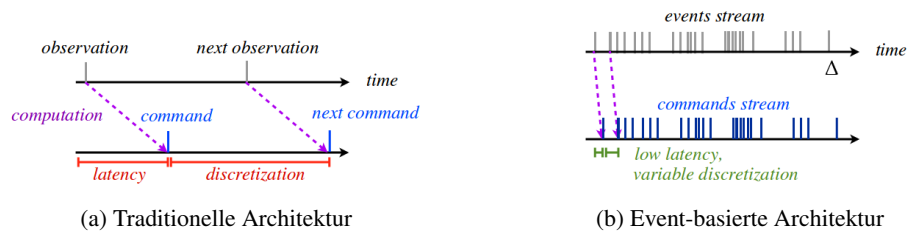


Abb. 1: Vergleich der Ausgabe einer gewöhnlichen Kamera mit einer Event-Kamera, wenn diese für Robotersteuerung verwendet wird: Die geringe Latenzzeit von Event-Kameras ermöglicht eine wesentlich schnellere Reaktion auf Veränderungen in der Umgebung. Abbildungen: [Ce13].

1.1 Event-Kameras

Event-Kameras verfügen über unabhängige, asynchrone Pixel, die lokale Helligkeitsänderungen zum Zeitpunkt ihres Auftretens übermitteln. Da sie von der Netzhaut von Wirbeltieren inspiriert sind, werden Event-Kameras auch als “Silizium-Retinas” bezeichnet. Die vereinfachte Schaltung eines einzelnen Pixels ist in Abb. 2a dargestellt. Die Ausgabe ist ein Datenstrom von Events, wenn sich die (logarithmische) Helligkeit um eine benutzerdefinierte Schwelle ändert (vgl. Abb. 2b). Um das Funktionsprinzip des gesamten Sensors zu veranschaulichen, vergleichen wir die Ausgabe einer Event-Kamera mit der einer Standardkamera in Abb. 3 und in einem Video: <https://youtu.be/LauQ6LWTkxM>. Beide Kameras beobachten eine rotierende Scheibe mit einem schwarzen Punkt in der Peripherie. Die Ausgabe einer Standardkamera ist ein Video, d.h. eine Serie von Bildern mit konstanter Frequenz. Stattdessen meldet eine Ereigniskamera nur die Helligkeitsänderungen: Wenn sich nichts verändert, werden auch keine Daten übertragen.

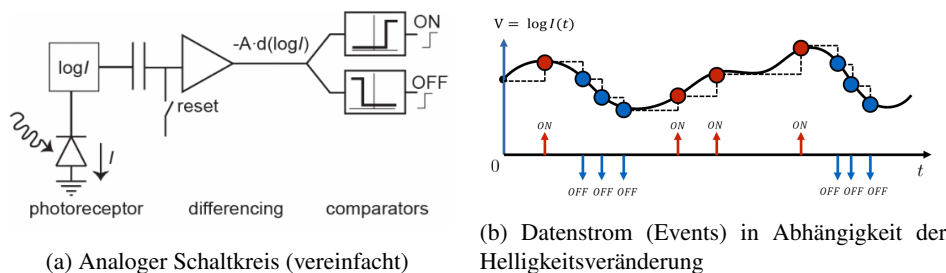


Abb. 2: Pixel von Event-Kameras. Angepasste Abbildung von [LPD08].

1.1.1 Vorteile

Niedrige Latenzzeit und hohe zeitliche Auflösung. Event-Kameras bieten eine sehr geringe Latenzzeit für die Erkennung und Übermittlung von Änderungen in der Umgebung, welche in der Größenordnung von wenigen *Mikro*-Sekunden liegen: Der DVS [LPD08] und der DAVIS [Br14] haben Latenzzeiten von 15 μ s bzw. 3 μ s. Zum Vergleich: Die La-

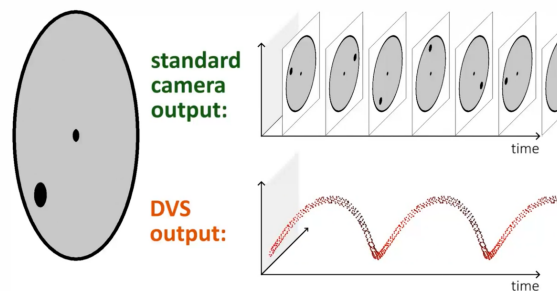


Abb. 3: Vergleich des Datenstroms einer gewöhnlichen Kamera und einer Event-Kamera bei Betrachtung einer rotierenden Scheibe mit einem schwarzen Punkt: Die Standardkamera gibt eine Reihe von Einzelbildern aus, während die Event-Kamera kontinuierlich und asynchron die Änderungen in der Szene meldet. Jeder Punkt in der Raumzeit repräsentiert eine solche Veränderung (sogenannter "Event"). Video-Version: <https://youtu.be/LauQ6LWTkxM>.

tenzzeit von gewöhnlichen Kameras ist eine gleichmässige Verteilung zwischen 0 und $1/f$, wobei f die zeitliche Diskretisierung (Bildrate) ist. Für eine Standardkamera mit $f = 30\text{ Hz}$, kann die zeitliche Diskretisierung also bis zu 33 ms sein, was einer um vier Grössenordnungen höheren Latenz entspricht. Daher ermöglichen Event-Kameras wesentlich schnellere Regelkreise (siehe Abb. 1).

Hoher Dynamikbereich. Da jedes Pixel einer Event-Kamera unabhängig ist, werden sehr hohe Dynamikbereiche innerhalb der Szene erreicht: Der DVS [LPD08] und der DAVIS [Br14] erreichen Dynamikbereiche von 120 dB resp. 130 dB. Gute Kameras für maschinelles Sehen erreichen typischerweise nur 60 dB. Daher können Event-Kameras auch in Szenen mit sehr hellen und sehr dunklen Bereichen eingesetzt werden (vgl. Abb. 4 für ein Extrembeispiel).

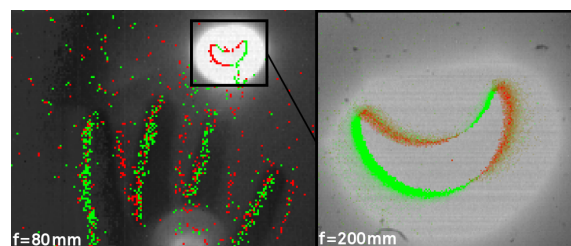


Abb. 4: Eine Sonnenfinsternis, betrachtet mit einer gewöhnlichen und einer Event-Kamera. Während das Bild sowohl über- als auch unterbelichtete Bereiche aufweist, können die Events die Konturen der Finsternis einwandfrei erkennen. Abbildung mit freundlicher Genehmigung von Mark Osswald, Simeon Bamford und Tobi Delbruck.

Geringe Datenrate. Da Event-Kameras nur Helligkeits-Änderungen auf Pixel-Ebene melden, ist keine Bandbreite erforderlich, wenn ein Pixel den Wert nicht ändert (d.h. wenn es keine Relativbewegung zwischen Szene und Kamera gibt und sich nichts im

Bild bewegt). Darüber hinaus stammen die Events aus kontrastreichen Bereichen (meistens Kanten), so dass viele Vorverarbeitungsoperationen, die für maschinelles Sehen mit gewöhnlichen Bildern notwendig sind, überflüssig werden. Dies ermöglicht eine schnelle Reaktion bei niedriger Rechenleistung (siehe Abb. 1b).

Tiefer Stromverbrauch. Eine Event-Kamera benötigt deutlich weniger Strom als eine Standardkamera. Der Hauptgrund dafür ist, dass Analog-Digital-Wandler, die für das Auslesen der Pixel benötigt werden, relativ viel Strom verbrauchen. Solche Konverter sind bei Event-Kameras nicht erforderlich. Deutlich mehr Leistung wird jedoch für die Verarbeitung der Daten verwendet und wenn das gesamte System (Sensorik und Verarbeitung) betrachtet wird, lässt sich deutlich mehr Energie einsparen. Wie Prof. Marc Pollefeys (ETH Zürich) in Bezug auf ein Augmented-Reality-System auf Basis von Standardkameras bemerkte:³ “Most of the energy is spent moving bits around . . . so it would seem natural that . . . the first layers of processing should happen in the sensor.” (Die meiste Energie wird damit verbraucht, Bits umherzubewegen . . . also wäre es logisch, dass . . . die ersten Schritte der Verarbeitung im Sensor stattfinden sollten.) Da Event-Kameras bereits den zeitlichen Kontrast berechnen, kann viel Rechenleistung eingespart werden. Wenn die gleiche hohe zeitliche Auflösung (mehrere hundert kHz) benötigt wird, benötigen Standardkameras viel mehr Leistung als Event-Kameras. Solche Hochgeschwindigkeitskameras erfordern in der Regel auch eine starke externe Beleuchtung, die wiederum viel Leistung benötigt.

1.1.2 Herausforderungen

Da sich die Datenausgabe von Event-Kameras (ein Datenstrom von Events) grundlegend von der von Standardkameras (eine Folge von Bildern) unterscheidet, können klassische Algorithmen für maschinelles Sehen (Computer Vision) nicht auf Event-Kameras angewendet werden, sodass ein Paradigmenwechsel erforderlich ist. Event-basierte Algorithmen, die die asynchrone Natur der Daten berücksichtigen, müssen entwickelt werden, um die Vorteile von Event-Kameras auszunützen. Aus programmiertechnischer Sicht besteht die Herausforderung darin, sich mit einer anderen Darstellung der visuellen Daten auseinanderzusetzen.

Asynchrone (Events) statt synchrone (Bilder) Messungen. Bei Standardkameras basiert die Abtastung auf einem externen Taktgeber, der synchrone Messungen sammelt und ein Bild erzeugt. Im Gegensatz dazu folgen Event-Kameras einer datengesteuerten, adaptiven Abtastrate, d.h. basierend auf Helligkeitsänderungen, die sich in der Szene relativ zur Bewegung des Sensors ergeben, und dies unabhängig für jedes Pixel. Event-Kameras erfüllen daher eine der wichtigsten, impliziten Annahmen der meisten Algorithmen für maschinelles Sehen *nicht*: Die Existenz von Bildern.

³ http://www.eetimes.com/document.asp?doc_id=1331675

Helligkeitsunterschiede (d.h. zeitlicher Kontrast) statt absoluter Helligkeit. Eine weitere Herausforderung besteht darin, dass jeder Event nur binäre Informationen liefert (Helligkeitszu- oder -abnahme, dargestellt durch die Event-Polarität). Das Fehlen von absoluter Helligkeitsinformation scheint jedoch kein Problem zu sein, da nachgewiesen werden konnte, dass sowohl Intensitätsgradienten als auch absolute Intensitäten aus den Events [Co11] rekonstruiert werden können. In den meisten Anwendungen ist keine Rekonstruktion des Bildes erforderlich, da die binäre Darstellung ausreichende Informationen liefert, um eine gegebene Aufgabe zu erfüllen.

Weitere Herausforderungen. Aus praktischer Sicht sind einige weitere Herausforderungen zu bewältigen. Das Sensorrauschen heutiger Event-Kameras ist immer noch relativ hoch und ihre Auflösung niedrig (128×128 Pixel für den DVS, 240×180 für den DAVIS). Da die Events asynchron übermittelt werden und die Datenrate von der Kamerabewegung, der Szene, ihrer Textur und den Verzerrungen (Kameraparameter) abhängt, ist die Gewährleistung von Echtzeit-Verarbeitung eine Herausforderung. Die meisten Algorithmen haben eine konstante Rechenzeit *pro Event* und können daher nur bis zu einer bestimmten Event-Rate in "Echtzeit" Ergebnisse berechnen.

1.2 Historische Entwicklung von Event-Kameras

Die ersten Silizium-Retinas wurden in den frühen 90er Jahren von Misha Mahowald und Carver Mead [MM89, Ma92, Ma94] entwickelt. Ähnlich wie bei der menschlichen Netzhaut reduziert ihre Silizium-Retina die Datenrate, indem sie die durchschnittlichen Intensitätsniveaus vom Bild subtrahiert und nur räumliche und zeitliche Veränderungen meldet. Mehr als ein Jahrzehnt wurden nur sehr geringe Fortschritte verzeichnet. Wie von [De10] bemerkt, litt die Leistung der frühen Systeme, weil sie gleichzeitig ein neues Paradigma mit kniffliger asynchroner Logik und massiv paralleler analoger Berechnung kombinieren mussten. Im Jahr 2008 wurde schliesslich die erste Event-Kamera kommerziell verfügbar: Der Dynamic Vision Sensor (DVS) [LPD08], der im Rahmen des von der Europäischen Union geförderten CAVIAR-Projekts entwickelt wurde. Ziel des Projektes war der Aufbau eines Event-basierten Hardwaresystems, bestehend aus Sensoren, Verarbeitung, Lernen und Aktuatoren unter Verwendung des Kommunikations-Frameworks *Address-Event Representation* (AER). Das System ermöglicht eine schnelle visuelle Objekterkennung und Tracking-Latenzen in der Grössenordnung von Millisekunden. Der DVS ist ein 128×128 -Pixel-Array, das auf zeitliche Helligkeitsänderungen wie oben beschrieben reagiert und die Sensorebene des CAVIAR-Systems darstellt.

Auf Basis des DVS wurden mehrere Event-Kameras mit zusätzlichen Funktionalitäten entwickelt. Der *Dynamic and Active-pixel Vision Sensor* (DAVIS) [Br14] kombiniert einen DVS mit einer Standardkamera und verwendet dabei die gleichen Pixel. Eine detaillierte Übersicht über Silizium-Retinas ist in [Li15, Chap. 3] zu finden.

2 Beiträge dieser Dissertation

Dieses Kapitel fasst die wichtigsten Beiträge der Dissertation zusammen und bringt diese in Zusammenhang. Eine vollständige Liste sowie die kompletten Beiträge können in der Dissertation gefunden werden.⁴

2.1 Infrastruktur und Werkzeuge für Event-Kameras

Da Event-Kameras relativ neu sind, gibt es nur wenige öffentlich zugängliche Software. Hauptsächlich wurde ein Java-basiertes Framework (jAER) eingesetzt, das jedoch für schwache Prozessoren, wie sie für Drohnen verwendet werden, zu rechenintensiv ist. Daher wurde zunächst eine ROS-Schnittstelle⁵ für die Event-Kameras DVS und DAVIS entwickelt, das zudem ein Tool für intrinsische Kamerakalibrierung und die Charakterisierung der Latenzzeit beinhaltet [MHS14, Mu15a]. Diese Schnittstelle und Tools wurden als Open Source verfügbar gemacht.⁶

Darüber hinaus wurden der erste Event-Kamera-Datensatz⁷ und -Simulator⁸ veröffentlicht, der sich für Forschung über visuelle und inertielle Schätzung der Kamera-Bahnkurve eignet (wie bewegt sich die Event-Kamera im Raum?) [Mu17]. Dieser Datensatz ermöglicht es Forschern ohne Zugang zu teurer Hardware, Algorithmen zu entwickeln und sie an realen Daten zu testen, und dient als Vergleichsgrundlage zu bereits existierenden Alternativen. Der Datensatz beinhaltet eine grosse Auswahl an verschiedenen Szenen und Bewegungstypen, die in einem Video zu sehen sind: <https://youtu.be/bVVBtQ7136I>.

2.2 Gültigkeitsdauer von Events

Events werden mit einem sehr genauen Zeitstempel versehen, wenn sie generiert werden. Sie enthalten jedoch keine Information über die Dauer, für welche sie eine gültige Messung der Szene sind. Das heisst, dass sie keine Informationen darüber beinhalten, für wie lange der Gradient, der den Event verursacht hat, an der entsprechenden Pixelposition bleibt. Um dieses Problem zu überwinden, führen wir das Konzept von der Gültigkeitsdauer von Events ein [Mu15b], welche als die Zeitdauer beschrieben werden kann, die ein Gradient braucht, um die Distanz von einem Pixel zurückzulegen. Ein Algorithmus, der diese Gültigkeitsdauer aufgrund der Geschwindigkeit des Events berechnet, wurde vorgestellt und evaluiert. Eine direkte Anwendung ist die Erzeugung von scharfen Bildern, die die Kanten der Szene zeigen (siehe Abb. 5).

⁴ http://rpg.ifi.uzh.ch/docs/PhD17_Mueggler.pdf

⁵ Das Robot Operating System (ROS) ist der de-facto Standard für Robotikanwendungen.

⁶ https://github.com/uzh-rpg/rpg_dvs_ros

⁷ http://rpg.ifi.uzh.ch/davis_data.html

⁸ https://github.com/uzh-rpg/rpg_davis_simulator

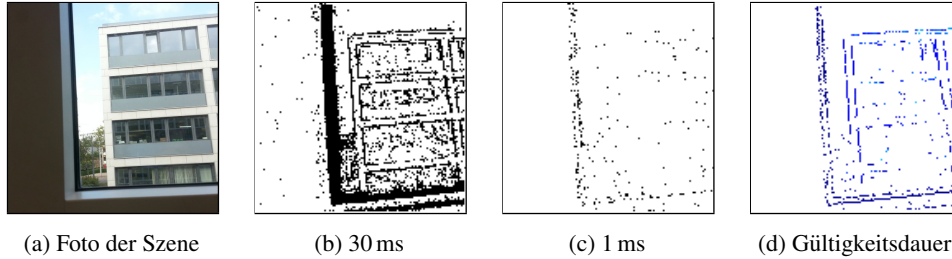
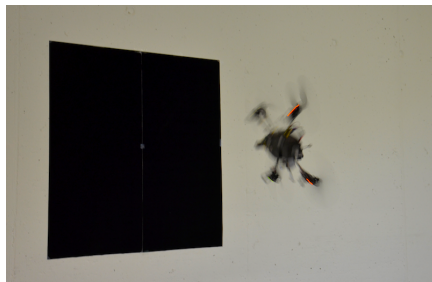


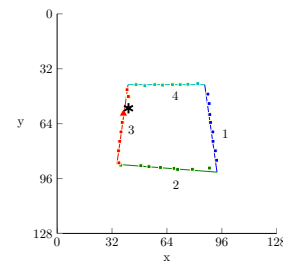
Abb. 5: Eine Event-Kamera wird diagonal vor einem Fensterrahmen von unten links nach oben rechts bewegt (a). Da der Fensterrahmen viel näher als die Gebäude ist, bewegt er sich im Bild wesentlich schneller. Wenn wir nun ein festes Event-Akkumulationsintervall verwenden, werden die Bilder bei einem zu langen Intervall unscharf (b) oder einige Strukturen sind kaum noch sichtbar, wenn das Intervall zu kurz ist (c). Die präsentierte Methode schätzt die Gültigkeitsdauer jedes Events unabhängig und zeigt den Event nur in diesem Zeitraum an (d).

2.3 Position und Orientierung eines Quadrotors

Im Rahmen dieser Dissertation wurde das erste Verfahren entwickelt, das die Schätzung aller sechs Freiheitsgrade eines Quadrotors mit einer Event-Kamera erlaubt [MHS14]. Die Methode ist in der Lage, die Position und Orientierung in Bezug auf ein bekanntes Muster zu bestimmen und dies auch bei schnellen Manövern wie bei einem Salto, bei welchen Rotationsgeschwindigkeiten von mehr als $1200^\circ/\text{s}$ erreicht werden (siehe Video: <https://youtu.be/LauQ6LWTkxM>). Der Algorithmus verarbeitet die Events asynchron und aktualisiert die Lage des Quadrotors mit sehr geringer Latenzzeit und hoher Genauigkeit.



(a) Quadrotor-Salto.



(b) Algorithmus.

Abb. 6: Lage-Berechnung eines Quadrotors während eines Saltos.

2.4 Lokalisierung der Kamera und Schätzung der Bahnkurve

Wir stellen einen Event-basierten Ansatz für die Schätzung der Event-Kamera-Bewegungen vor, welcher die Kameralage (Position und Orientierung) beim Eintreffen eines jeden Events berechnet und so die Latenzzeit praktisch eliminiert [Ga17]. Unsere Methode ist

die erste Arbeit, die sich mit Event-basierter Lage-Berechnung mit sechs Freiheitsgraden und Bewegungen in realistischen und natürlichen Szenen beschäftigt. Die Methode ist ebenfalls in der Lage, sehr schnelle Bewegungen zu verfolgen, bei welchen die Bilder von Standardkameras stark verschwommen wären (siehe Video: <https://youtu.be/iZZ77F-hwzs>). Die Methode wurde sowohl im Innen- als auch im Außenbereich erfolgreich evaluiert.

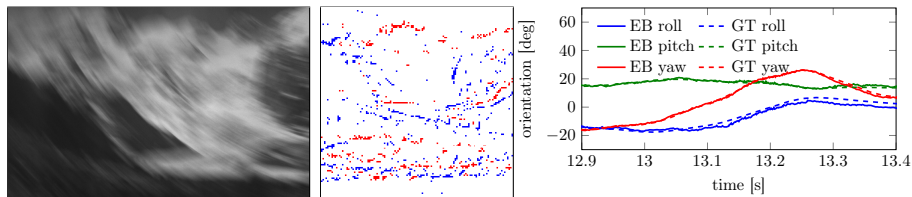


Abb. 7: Sequenzen mit sehr hoher Kamera-Geschwindigkeit. Oben links: Bild einer Standardkamera mit deutlich erkennbarer Bewegungsunschärfe. Oben rechts: Events während eines Intervalls von 3 ms (Farbe zeigt Event-Polarität). Unten: Geschätzte Orientierung der entwickelten Methode (EB) mit kurzer Latenzzeit und hoher zeitlicher Auflösung. Vergleichsdaten eines Motion-Capture-Systems (GT) dienen als Vergleich.

3 Ausblick auf zukünftige Forschung

Während sich Algorithmen für Event-basiertes maschinelles Sehen noch in einem frühen Stadium befinden, haben mehrere Publikationen im Rahmen dieser Dissertation ihre Vorteile gegenüber hochwertigen Standardkameras unter Beweis gestellt. Die Leistungsfähigkeit in Bezug auf Präzision und Robustheit muss jedoch weiter erhöht werden, um mit bestehenden Ansätzen, die auf Standardkameras basieren, konkurrieren zu können. Dies erfordert unter anderem verbesserte Event-Kameras (bezüglich Auflösung, Messrauschen, etc.) und weitere Fortschritte aufseiten der Algorithmen.

Literaturverzeichnis

- [Br14] Brandli, Christian; Berner, Raphael; Yang, Minhao; Liu, Shih-Chii; Delbruck, Tobi: A 240x180 130dB 3us Latency Global Shutter Spatiotemporal Vision Sensor. IEEE J. Solid-State Circuits, 49(10):2333–2341, 2014.
- [Ce13] Censi, Andrea; Strubel, Jonas; Brandli, Chistian; Delbruck, Tobi; Scaramuzza, Davide: Low-latency localization by Active LED Markers tracking using a Dynamic Vision Sensor. In: IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robot. Syst. (IROS). 2013.
- [Co11] Cook, Matthew; Gugelmann, Luca; Jug, Florian; Krautz, Christoph; Steger, Angelika: Interacting maps for fast visual interpretation. In: Int. Joint Conf. Neural Netw. (IJCNN). S. 770–776, 2011.
- [De10] Delbruck, Tobi; Linares-Barranco, Bernabe; Culurciello, Eugenio; Posch, Christoph: Activity-driven, event-based vision sensors. In: IEEE Int. Symp. Circuits Syst. (ISCAS). S. 2426–2429, Mai 2010.

- [Ga17] Gallego, Guillermo; Lund, Jon E. A.; Mueggler, Elias; Rebecq, Henri; Delbruck, Tobi; Scaramuzza, Davide: Event-based, 6-DOF Camera Tracking from Photometric Depth Maps. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 2017.
- [Li15] Liu, Shih-Chii; Delbruck, Tobi; Indiveri, Giacomo; Whatley, Adrian; Douglas, Rodney: *Event-Based Neuromorphic Systems*. John Wiley & Sons, 2015.
- [LPD08] Lichtsteiner, Patrick; Posch, Christoph; Delbruck, Tobi: A 128×128 120 dB $15 \mu\text{s}$ latency asynchronous temporal contrast vision sensor. *IEEE J. Solid-State Circuits*, 43(2):566–576, 2008.
- [Ma92] Mahowald, Misha: *VLSI Analogs of Neuronal Visual Processing: A Synthesis of Form and Function*. Dissertation, California Institute of Technology, Pasadena, California, Mai 1992.
- [Ma94] Mahowald, Misha: The Silicon Retina. In: *An Analog VLSI System for Stereoscopic Vision*. Springer US, Boston, MA, S. 4–65, 1994.
- [MHS14] Mueggler, Elias; Huber, Basil; Scaramuzza, Davide: Event-based, 6-DOF Pose Tracking for High-Speed Maneuvers. In: *IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robot. Syst. (IROS)*. S. 2761–2768, 2014.
- [MM89] Mead, Carver A.; Mahowald, M.A.: A silicon model of early visual processing. *Neural Netw.*, 1(1):91–97, 1989.
- [Mu15a] Mueggler, Elias; Baumli, Nathan; Fontana, Flavio; Scaramuzza, Davide: Towards Evasive Maneuvers with Quadrotors using Dynamic Vision Sensors. In: *Eur. Conf. Mobile Robots (ECMR)*. S. 1–8, 2015.
- [Mu15b] Mueggler, Elias; Forster, Christian; Baumli, Nathan; Gallego, Guillermo; Scaramuzza, Davide: Lifetime Estimation of Events from Dynamic Vision Sensors. In: *IEEE Int. Conf. Robot. Autom. (ICRA)*. S. 4874–4881, 2015.
- [Mu17] Mueggler, Elias; Rebecq, Henri; Gallego, Guillermo; Delbruck, Tobi; Scaramuzza, Davide: The Event-Camera Dataset and Simulator: Event-based Data for Pose Estimation, Visual Odometry, and SLAM. *Int. J. Robot. Research*, 36:142–149, 2017.



Elias Mueggler ist Research Scientist bei Oculus Research. Er erhielt seine Bachelor- und Master-Abschlüsse in Maschinenbau von der ETH Zürich in den Jahren 2010 und 2012. Seine Doktorarbeit an der Universität Zürich bei Prof. Dr. Davide Scaramuzza zum Thema Event-Kameras für Robotik schloss er 2017 *summa cum laude* ab. Während seines Studiums hat er Aufenthalte an der Chalmers University of Technology in Göteborg, am Massachusetts Institute of Technology sowie am IIT in Genua absolviert. Seine Forschungsinteressen liegen im Bereich Robotik und Maschinelles Sehen. Er hat in diesen Bereichen 6 Journal- und 16 Konferenzpublikationen veröffentlicht und hat regelmässig für angesehenen Journale (TPAMI, JFR, TNNLS) und Konferenzen (ICRA, IROS) Reviews verfasst. Für seine Arbeiten hat er den

KUKA Innovation Award 2014, ein Qualcomm Innovation Fellowship 2016 und den Misha Mahowald Prize for Neuromorphic Engineering 2017 erhalten.