

Zliczanie szybkich obiektów z wykorzystaniem kamery zdarzeniowej

Kamil Bialik, Marcin Kowalczyk, Krzysztof Błachut, Tomasz Kryjak

Akademia Górniczo-Hutnicza im. S. Staszica, Wydział Elektrotechniki, Automatyki, Informatyki i Inżynierii Biomedycznej, Laboratorium Systemów Wizyjnych, Zespół Wbudowanych Systemów Wizyjnych, al. Mickiewicza 30, 30-059 Kraków

Streszczenie: W pracy zaproponowano wykorzystanie kamery zdarzeniowej jako komponentu systemu wizyjnego umożliwiającego zliczanie szybko przemieszczających się obiektów – w tym przypadku spadających ziaren kukurydzy. Kamery te przesyłają informacje o zmianach jasności poszczególnych pikseli i charakteryzują się niską latencją, brakiem rozmycia związanego z ruchem, poprawnym działaniem w różnych warunkach oświetleniowych, a także bardzo niskim zużyciem energii. Zaproponowany algorytm zliczający analizuje zdarzenia w czasie rzeczywistym. Działanie rozwiązania zademonstrowano na stanowisku składającym się ze zsypu z podajnikiem wibracyjnym, który umożliwiał regulację liczby spadających ziaren. Celem układu sterowania z regulatorem PID było utrzymanie stałej średniej liczby spadających obiektów. Zaproponowane rozwiązanie poddane zostało szeregowi testów, mających na celu określenie poprawności działania opracowanej metody. Na ich podstawie można potwierdzić słuszność użycia kamery zdarzeniowej do liczenia małych, szybko poruszających się obiektów, i związanego z tym szerokiego spektrum potencjalnych zastosowań przemysłowych.

Słowa kluczowe: kamera zdarzeniowa, zliczanie szybkich obiektów, regulacja przepływu, porcjowanie, regulator PID

1. Wprowadzenie

Zliczanie obiektów ma wiele praktycznych zastosowań. Może zostać wykorzystane na liniach produkcyjnych jako komponent systemu porcjowania i pakowania. Przykładem może być sprawdzanie liczby tabletek, które mają być umieszczone w opakowaniach lub nakrętek, które powinny zostać dołączone do sprzedawanego produktu. Systemy takie zazwyczaj muszą być zdolne do zliczania małych obiektów, które poruszają się z dużą szybkością. Jednym z możliwych rozwiązań tego problemu jest wykorzystanie systemu wizyjnego, tj. zastosowanie kamery skierowanej na zliczane obiekty. Informacja wizyjna zwykle pozwala na precyzyjne zliczanie poruszających się obiektów. Algorytmy przetwarzające te dane mogą jednak zwracać nieprawidłowe wyniki w sytuacji, kiedy obiekty na obrazie wzajemnie się przesłaniają. Innym ograniczeniem rozwiązania wizyjnego jest niska częstotliwość akwizycji, co w przypadku dużej szybkości zliczanych obiektów powoduje rozmazywanie obrazu. Zmniejszanie prędkości zliczanych obiektów

czasami nie jest możliwe lub w przypadku linii produkcyjnej może wiązać się ze spadkiem produktywności.

Czujnikami wizyjnymi, które dobrze radzą sobie z obserwacją szybko poruszających się obiektów, są kamery zdarzeniowe (ang. *event camera*), określane też DVS (ang. *Dynamic Vision Sensor* – dynamiczny czujnik wizyjny). Ich działanie wzorowane jest na ludzkim oku. Zamiast przechwytywać obraz co ustaloną jednostkę czasu, każdy piksel działa niezależnie od reszty i w ciągły sposób reaguje na zmianę natężenia rejestrowanego światła. Jeśli taka zmiana zostaje wykryta, to generowane jest tak zwane zdarzenie (ang. *event*), które składa się z czterech informacji. Pierwszą z nich jest znacznik czasowy. Określa on moment, w którym nastąpiła zmiana. W najnowszych czujnikach jego dokładność wynosi 1 μ s [1]. Kolejnymi składowymi są współrzędne piksela na matrycy (odpowiednio x oraz y). Ostatnim elementem jest polaryzacja. Określa ona, czy natężenie światła padającego na dany piksel wzrosło lub zmalało.

Choć technologia jest stosunkowo młoda (pierwsza komercyjnie dostępna kamera została zaprezentowana w 2008 r. [2]), to cieszy się dużym zainteresowaniem. Wiodącymi liderami w branży kamer zdarzeniowych są korporacje Samsung, iniVation oraz Prophesee.

Czujniki zdarzeniowe cechują się szeregiem zalet względem swoich tradycyjnych odpowiedników, które sekwencyjnie wysyłają piksele należące do całej ramki obrazu. Mają bardzo wysoką rozdzielczość czasową. Monitorowanie jasności pikseli jest szybkie dzięki zastosowaniu układu analogowego. Natomiast sam odczyt zdarzenia jest cyfrowy. Częstotliwość zegara odczytu zależy od modelu kamery, ale w przypadku najnowszych czujników wynosi 1 MHz. Oznacza to, że zdarzenia są wykrywane

Autor korespondujący:

Tomasz Kryjak, tomasz.kryjak@agh.edu.pl

Artykuł recenzowany

nadesłany 06.11.2022 r., przyjęty do druku 06.02.2023 r.



Zezwala się na korzystanie z artykułu na warunkach licencji Creative Commons Uznanie autorstwa 3.0

i oznaczane czasem z mikrosekundową rozdzielczością. Dzięki temu urządzenia te mogą rejestrować bardzo szybki ruch bez rozmycia, co jest typowym problemem w przypadku tradycyjnych kamer klatkowych [3]. Czujniki DVS charakteryzują się również dość niską latencją. Dzięki niezależnej pracy każdego piksela nie trzeba czekać na zebranie i przesłanie całej ramki obrazu. Zdarzenia mogą zostać wysłane natychmiast po wykryciu zmiany. Latencja wynosi zwykle około 100 μ s dla nowoczesnych czujników. Dzięki temu, że przesyłane są tylko zmiany jasności, nie ma nadmiarowych danych. Moc jest wykorzystywana tylko do przetwarzania pikseli, które uległy zmianie. Efektem tego jest bardzo niski średni pobór mocy matrycy (około 50 mW) i znacznie niższy średni pobór mocy całego systemu. Dzięki temu rozwiązania wykorzystujące kamery zdarzeniowe są potencjalnie bardzo wydajne i oszczędne energetycznie. Kamery te charakteryzują się też znacznie szerszą rozpiętością tonalną, która wynosi powyżej 120 dB. Znacznie przewyższają one nawet wysokiej jakości kamery klatkowe, których dynamika wynosi zazwyczaj około 60 dB. Uzyskuje się ją dzięki temu, że fotoreceptory pikseli pracują w skali logarytmicznej i każdy z nich działa niezależnie. Podobnie jak ludzkie oczy, DVS potrafi dostosować się do bardzo ciemnych i bardzo jasnych scen.

Stosowanie kamer zdarzeniowych wiąże się nie tylko z korzyściami, ale również wyzwaniem wynikającymi z nowatorskich metod przetwarzania i analizy danych. Po pierwsze, należy zaprojektować system przetwarzania czasoprzestrzennej informacji wizualnej, która przyjmuje postać rzadkiej chmury punktów. Zdarzenia mają bardzo wysoką rozdzielczość czasową, ale są przestrzennie rozproszone. Standardowy strumień video ma z kolei niską rozdzielczość czasową, ale gęstą informację przestrzenną. Z tego powodu algorytmy wizyjne zaprojektowane dla obrazów nie mają zastosowania do danych zdarzeniowych.

Po drugie, typowe algorytmy przetwarzania obrazów są zaprojektowane do przetwarzania wartości bezwzględnej pikseli. DVS dostarcza jedynie binarnej informacji o zmianie jasności – jej wzroście lub spadku. Zmiana taka może być wynikiem zmiany oświetlenia sceny, ruchu obiektów lub ruchu samej kamery. Co więcej, obecnie dostępne czujniki zdarzeniowe charakteryzują się stosunkowo dużym poziomem szumów [4]. Wymusza to zastosowanie filtracji, która musi uwzględniać zarówno pozycję, jak i znaczniki czasowe strumienia zdarzeń.

Technologią konkurencyjną wobec dynamicznych czujników wizyjnych w rozważanej aplikacji mogą być tradycyjne kamery o wysokiej częstotliwości. Jednak nawet najszybsze kamery klatkowe cechują się mniejszą rozdzielczością czasową, działają tylko w bardzo dobrych warunkach oświetleniowych, a ich ceny są znacznie wyższe niż kamer zdarzeniowych. Oprócz tego obraz z takich kamer mógłby być rozmyty w przypadku obiektów poruszających się z dużą szybkością, co z kolei mogłoby się wiązać z koniecznością wykorzystania jeszcze droższego rozwiązania o wyższej częstotliwości.

W pracy zaproponowano algorytm pozwalający na zliczanie szybko poruszających się obiektów z wykorzystaniem kamery zdarzeniowej. Założono, że obiekty spadają, tj. poruszają się w jednym kierunku wzdłuż pola widzenia czujnika. Działanie rozwiązania zademonstrowano na stanowisku składającym się ze zsypu z podajnikiem wibracyjnym, który umożliwiał regulację liczby spadających ziaren kukurydzy. Celem układu sterowania z regulatorem PID (ang. *Proportional Integral Derivative*) było utrzymanie stałej średniej liczby spadających obiektów. Zaproponowane rozwiązanie poddano szeregowi testów, mających na celu określenie poprawności działania opracowanej metody. Wyniki uzyskane we wszystkich testach były bardzo zbliżone do wartości referencyjnych, a układ automatycznej regulacji działał prawidłowo, utrzymując stały przepływ ziaren w czasie. Algorytm działał na procesorze typowego komputera PC w czasie rzeczywistym – szczegóły opisano na końcu rozdziału 3.1. Na podstawie wyżej wymienionych cech

można potwierdzić słuszność użycia kamery zdarzeniowej do liczenia małych, szybko poruszających się obiektów, i związanego z tym szerokiego spektrum potencjalnych zastosowań przemysłowych.

W rozdziale 2 przedstawiona została literatura powiązana z tematem niniejszej pracy. Rozdział 3 poświęcony został szczegółowemu opisowi zaproponowanej metody zliczania obiektów wraz z wykorzystanym stanowiskiem testowym. Opis eksperymentów oraz otrzymane wyniki zamieszczone zostały w rozdziale 4. Natomiast rozdział ostatni 5 zawiera podsumowanie zrealizowanych prac wraz ze wskazaniem potencjalnych kierunków rozwoju projektu.

2. Powiązane prace

Problem zliczania obiektów z wykorzystaniem danych wizyjnych ze względu na swoje praktyczne zastosowanie był wielokrotnie analizowany w artykułach naukowych. W pierwszej części rozdziału omówiono prace związane ze zliczaniem obiektów różnych rodzajów przy pomocy klasycznych czujników wizyjnych. W drugiej części przedstawiono z kolei prace dotyczące podobnej tematyki wykorzystujące w tym celu czujniki zdarzeniowe.

2.1. Zliczanie obiektów

W pracy [5] przedstawiono projekt inteligentnej kamery (ang. *smart camera*), której zadaniem było rozpoznawanie i zliczanie obiektów. Składała się ona z kamery przemysłowej Basler USB 3.0, platformy Nvidia Tegra TX1 zawierającej 256 rdzeni CUDA (ang. *Compute Unified Device Architecture*) i czterordzeniowego procesora ARM Cortex A57. Wykorzystano detektor punktów charakterystycznych SURF (ang. *Speeded-Up Robust Features*) do opisu wykrytych obiektów, którymi były logotypy dwóch marek samochodów. Poruszały się one po zamkniętych torach, które symulowały linie produkcyjne w fabryce. Wadą zaproponowanego rozwiązania była konieczność ograniczenia maksymalnej szybkości obiektów. Kolejnym ograniczeniem była mała szybkość obliczania detektora SURF. Dla obrazów o rozdzielczości 960×600 pikseli mógł on zostać obliczony tylko cztery razy na sekundę.

Autorzy artykułu [6] zaproponowali system do zliczania obiektów. Głównymi elementami tego rozwiązania było progowanie metodą Otsu i transformacja Hougha. Dla obrazu wejściowego wykonywana była konwersja z przestrzeni RGB do HSV. Dla składowej S wykonywano rozmycie Gaussowskie, a następnie progowanie metodą Otsu. Dla obrazu binarnego wyznaczane były krawędzie za pomocą filtrów Sobela. Obraz z wykrytymi krawędziami poddawany był dalej transformacji Hougha. Na podstawie wyniku transformaty wykonywano detekcję i zliczanie. Działało ono niezależnie od typu i koloru zliczanych elementów. W aplikacji wykorzystana została kamera typu *global shutter* o rozdzielczości 1280×720 pikseli @ 59 fps (ang. *frames per second* – klatki na sekundę). Powyższy algorytm był wykonywany tylko wtedy, kiedy zliczane obiekty znajdowały się w wyznaczonym miejscu. W pracy nie podano jednak czasu przetwarzania pojedynczej iteracji opisanego algorytmu oraz żadnych informacji na temat maksymalnej szybkości poruszania się obiektów.

Liczenie obiektów często jest wykorzystywane w kontekście monitorowania liczby osób lub pojazdów przemieszczających się w obserwowanym obszarze – przykładem takiej pracy jest [7]. Autorzy wykorzystali generację modelu tła metodą mieszania rozkładów Gaussa. Następnie model tła był odejmowany od rejestrowanych obrazów, a wynik binaryzowany. W ten sposób wykrywane były obiekty pierwszoplanowe. Dalej wykorzystywany był algorytm przeszukiwania wszerz w celu zliczenia ruchomych obiektów pierwszoplanowych. Szybkość przetwarzania

nia zaproponowanego algorytmu wynosiła 40 ramek na sekundę dla obrazów o rozdzielczości 320×240 pikseli, a dokładność zliczania przez zaproponowaną metodę 84,27 %.

Wśród prac traktujących o zliczaniu ludzi w określonych przestrzeniach można wymienić m.in. [8, 9]. Z kolei problem analizy ruchu drogowego został podjęty np. w pracy [10]. Wśród innych artykułów naukowych związanych z liczeniem obiektów można wymienić [11], opisujący potencjalne zastosowanie w przemyśle farmaceutycznym. Autorzy tej pracy także posłużyli się transformatą Hougha do liczenia obiektów, którymi były prostokątne pudełka na tabletki. Zaproponowane rozwiązanie umożliwiało działanie systemu wizyjnego w czasie rzeczywistym.

2.2. Kamera zdarzeniowa

Mimo dużej liczby publikowanych prac związanych z przetwarzaniem danych z czujników zdarzeniowych, których ogólny przegląd można znaleźć np. w [1], udało się znaleźć tylko jedną traktującą o problemie zliczania obiektów. W pracy [12] autorzy zaproponowali system do zliczania rowerzystów i pieszych z wykorzystaniem dwóch kamer zdarzeniowych. Na podstawie zarejestrowanych danych określano położenie zdarzeń w przestrzeni trójwymiarowej (stereowizja). Następnie były one grupowane. Na podstawie wielkości grup i czasu ich obecności w polu widzenia kamery były one klasyfikowane jako pieszy lub rowerzysta. Skuteczność zaproponowanego systemu klasyfikacji wynosiła 92 %. Kamera zdarzeniowa skierowana była z góry na obiekty poruszające się na ścieżce. Zaproponowany system nie został przetestowany dla szybko poruszających się obiektów i przy dużym przepływie (powyżej 100 obiektów na minutę).

Algorytm do zliczania obiektów na podstawie zdarzeniowych danych wizyjnych został zaproponowany również przez firmę Prophesee. Przedstawiona metoda nie została jednak opisana w literaturze naukowej, więc informacje na jej temat są dostępne tylko w dokumentacji udostępnionej przez firmę. Obiekty są zliczane w poziomych liniach. Zakłada się, że poruszają się one z góry w dół. Konieczne jest dobranie odpowiednich parametrów algorytmu, by zliczanie było efektywne. Tymi parametrami są: odległość kamery od obiektów, ich średnia prędkość oraz minimalne wymiary, polaryzacja wykorzystanych zdarzeń oraz pozycje wspomnianych linii. Na początku strumień zdarzeń jest filtrowany zgodnie z zadanymi parametrami (filtr polaryzacji i aktywności). Sposób samego zliczania obiektów nie jest jednak opisany. Wiadomo, że każda linia działa jak niezależny licznik obiektów. Wynik jest maksymalną liczbą obiektów ze wszystkich linii.

3. Zaproponowane podejście

Stanowisko testowe do zliczania obiektów (rys. 1), przygotowane na potrzeby niniejszego projektu, składało się z podajnika vibracyjnego, kamery zdarzeniowej oraz komputera PC. Ziarna kukurydzy znajdowały się w podajniku z silnikiem vibracyjnym MT73. Silnik ten podłączony był do modułu ESP8266 z oprogramowaniem NodeMCU, programowalnego przy pomocy Arduino IDE (dla przejrzystości pominięto ten moduł na rysunku i w dalszej części artykułu nazywany jest w uproszczeniu Arduino), sterującego nim w trybie PWM (ang. *Pulse-Width Modulation*) z częstotliwością 1 Hz. Na drugim końcu podajnika znajdowała się niewielka szczelina, przez którą przemieszczały się ziarna, spadając do położonego niżej pudełka. Pomiędzy nimi zamontowana była kamera zdarzeniowa EVK1 firmy Prophesee o rozdzielczości HD (1280×720 pikseli), która służyła do rejestracji zmian jasności monitorowanego obszaru i w efekcie do detekcji oraz zliczenia spadających ziaren. Kamera podłączona była przez magistralę USB 3.0 do komputera stacjonarnego PC, dzięki czemu rezultaty działania systemu można było obserwować na podłączonym do niego monitorze.



Rys. 1. Wykorzystane stanowisko testowe do zliczania obiektów
Fig. 1. The used test stand for object counting

3.1. Algorytm wizyjny

Opracowany algorytm zliczania obiektów i sterowania silnikiem składał się z kilku elementów. W pierwszej kolejności stosowane były filtry, udostępnione przez producenta kamery Prophesee w oprogramowaniu Metavision, do redukcji liczby przetwarzanych na dalszych etapach zdarzeń. Drugą operacją było utworzenie ramki (obrazu) ze zdarzeń wykrytych w określonym przedziale czasowym. Do tego celu także użyto gotowej funkcji oprogramowania Metavision, a czas akumulacji zdarzeń ustawiono na 2 ms, co odpowiadało generacji obrazów z częstotliwością 500 fps. Piksele na wygenerowanym w ten sposób obrazie otrzymały wartości 0 – gdy w danym miejscu nie było żadnego zdarzenia o dodatniej polaryzacji w czasie 2 ms, oraz 255 – gdy takie zdarzenie zostało w nim zarejestrowane.

Następnie stosowane były funkcje z biblioteki OpenCV – *findContours* oraz *boundingRect* do wyznaczenia obiektów oraz ich prostokątów otaczających (ang. *bounding boxes*). Kolejnym krokiem było porównanie wyznaczonych prostokątów otaczających na aktualnej oraz poprzedniej ramce, poprzez wyciągnięcie wartości parametru *IoU* (ang. *Intersection over Union*), znanego także jako indeks Jaccarda, zgodnie z wyrażeniem (1).

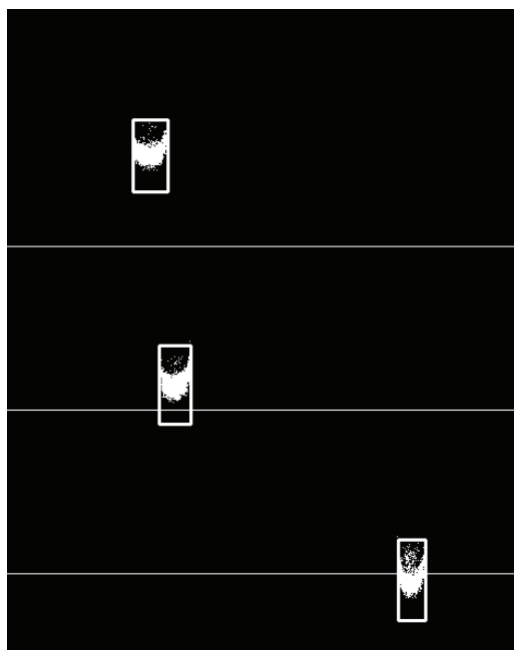
$$IoU(A, B) = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (1)$$

gdzie: A, B to dwa zbiory, dla których liczona jest wartość *IoU*.

Jeżeli otrzymana wartość była powyżej ustalonego progu (doświadczalnie wyznaczono go jako 0,1), to obiekt podlegał procesowi zliczania, a informacje o nim zapisywano w pomocniczej tablicy. Zastosowanie takiego podejścia pozwoliło na realizację uproszczonego śledzenia obiektów, dzięki czemu były one rozróżnialne od siebie (gdy spadało kilka ziaren jednocześnie), ale także miało na celu eliminację potencjalnego problemu liczenia wielokrotnie tych samych obiektów na kolejnych ramkach.

Do samego procesu liczenia obiektów zastosowano trzy tzw. "linie liczące", czyli poziome linie na obrazie. Dla obiektu dopasowanego między aktualną i poprzednią ramką wyznaczane były środki prostokątów otaczających (dokładnie współrzędne y). Z uwagi na kierunek ruchu ziaren kukurydzy ("w dół obrazu"), wykorzystano prostą zależność – na ramce poprzedniej środek obiektu powinien się znajdować nad określoną poziomą linią, a na następnej pod nią. Na podstawie przeprowadzonych

testów zdecydowano się na zastosowanie trzech takich linii, aby uniknąć sytuacji, w których obiekty nie zostały poprawnie zliczone. Ostatecznym wynikiem liczenia obiektów na danej ramce była wartość maksymalna z trzech linii zliczających. Na rysunku 2 przedstawiono zrzut ekranu działającego algorytmu. Widoczne są linie zliczające oraz prostokąty otaczające wokół spadających obiektów.



Rys. 2. Zrzut ekranu algorytmu zliczającego spadające obiekty
Fig. 2. Screenshot of the falling objects counting algorithm

Opisany algorytm wizyjny stanowił część prostego systemu sterowania przepływem obiektów. Przed jego uruchomieniem, ustalany był oczekiwany przepływ, czyli liczba spadających ziaren w czasie jednej minuty. Silnik miał wprowadzać pojemnik z kukurydzą w takie wibracje, by liczba zliczonych ziaren w jednostce czasu odpowiadała wartości zadanej. Co 1 sekundę wyliczany był uchyb, rozumiany jako różnica między liczbą zliczonych obiektów a wartością spodziewaną w danym momencie, oraz sterowanie zgodnie ze wzorem dyskretnego regulatora PID (2).

$$u_n = K_p e_n + K_i \sum_{i=1}^n e_i + K_d (e_n - e_{n-1}) \quad (2)$$

gdzie: u_n – sterowanie w chwili n , K_p , K_i , K_d – wzmocnienie części P, I, D regulatora, e_n – uchyb w chwili n .

Jego nastawy dobrane zostały doświadczalnie – $K_p = 2$ na podstawie występowania oscylacji w układzie, $K_i = 0,2$ tak, by pozbyć się uchybu po kilkudziesięciu sekundach działania, a K_d otrzymało niewielką wartość 0,1, aby lepiej reagować na występowanie zatorów. Otrzymana wartość sterowania była następnie wysyłana przez port szeregowy do Arduino, który przesyłał silnikowi sygnały w trybie PWM, powodując jego ruch przez wyliczoną część sekundy. Dodatkowo dodane zostało zabezpieczenie, wyłączające urządzenie w przypadku wystąpienia zatoru lub opróżnienia górnego pojemnika z ziarnami.

Opisany algorytm zliczania obiektów napisany został w języku Python i uruchomiony na komputerze PC wyposażonym w procesor Intel Core i7-7700K. Z uwagi na zastosowane filtry zdarzeń i tym samym istotne ograniczenie ich liczby, algorytm przetwarzał dane wizyjne w rozdzielczości HD w czasie rzeczywistym. Należy zauważyć, że w ogólnym przypadku czas ten jest w dużej mierze uzależniony od liczby zdarzeń (także poziomu szumu) oraz wykrytych obiektów.

4. Uzyskane wyniki

W celu ewaluacji działania zaprojektowanego systemu, wykonano szereg eksperymentów. Pierwszy rodzaj testów obejmował zatrzymanie systemu po zliczeniu określonej z góry liczby ziaren. Następnie rezultat działania porównywany był z wartością referencyjną – ziarnami policzonymi manualnie. Wyniki przeprowadzonych eksperymentów zamieszczono w tabeli 1. Na podstawie analizy wartości można stwierdzić, że system działał poprawnie, sporadycznie gubiąc ziarna podczas liczenia. Takie sytuacje najczęściej miały miejsce, gdy dwa ziarna spadały blisko siebie (np. jedno zasłaniało częściowo drugie), przez co algorytm wizyjny traktował je jako jeden obiekt.

Tabela 1. Wyniki testów, w których system zatrzymywany był po zliczeniu określonej liczby obiektów. Wartości określają liczbę wykrytych i zliczonych ziaren kukurydzy

Table 1. Results of tests in which the system was stopped after counting a certain number of objects. The values indicate the number of corn grains detected and counted

Test	Wartość ref.	Wynik algorytmu	Błąd [szt. (%)]
1.1	25	25	0 (0)
1.2	60	59	-1 (1,7)
1.3	109	107	-2 (1,8)
1.4	199	197	-2 (1,0)

Drugi rodzaj eksperymentów polegał na zliczeniu ziaren, które spadły w ciągu 5 minut działania systemu przy różnych wartościach zadanego przepływu. Dane z tych testów zebrane zostały w tabeli 2. Ponownie wystąpiły pewne rozbieżności między wynikami algorytmu wizyjnego a wartościami oczekiwanymi na wyjściu systemu automatycznej regulacji, jednakże były one nieznaczne.

Tabela 2. Wyniki eksperymentów, w których system regulacji automatycznej działał przez 5 minut dla różnych wartości zadanego przepływu (liczby ziaren na minutę). Wartości określają liczbę ziaren kukurydzy

Table 2. Results of experiments in which the automatic control system operated for 5 minutes for different values of the set flow rate (expressed in number of grains per minute). The values specify the number of corn grains

Test	Zadany przepływ	Wartość spodziewana	Wynik algorytmu	Błąd [szt. (%)]
2.1	50	250	243	-7 (2,8)
2.2	200	1000	1002	+2 (0,2)
2.3	300	1500	1499	-1 (0,1)

Celem trzeciego rodzaju testów było porównanie działania zaprojektowanego algorytmu wizyjnego z przykładowymi aplikacjami do liczenia obiektów od firmy Prophesee. Przeprowadzono kilka eksperymentów, w których podawano stały sygnał sterujący (o różnym wypełnieniu w poszczególnych testach), nagrywając sekwencje zdarzeń trwające 1 minutę. Zostały one następnie podane na wejście algorytmu zaproponowanego w tej pracy oraz aplikacji od Prophesee. Rezultaty wykonanych testów umieszczone zostały w tabeli 3.

Tabela 3. Porównanie wyników zaproponowanego algorytmu do zliczania obiektów z aplikacją firmy Prophesee. Wartości określają liczbę wykrytych i zliczonych ziaren kukurydzy

Table 3. Comparison of the results of the proposed algorithm for object counting with Prophesee's application. Values indicate the number of corn grains detected and counted

Test	Wartość ref.	Zaproponowany algorytm/Błąd [szt. (%)]	Prophesee /Błąd [szt. (%)]
3.1	97	97/0 (0)	97/0 (0)
3.2	115	115/0 (0)	116/+1 (0,9)
3.3	191	190/-1 (0,5)	194/+4 (2,1)
3.4	129	130/+1 (0,8)	131/+2 (1,6)
3.5	199	199/0 (0)	201/+2 (1,0)
3.6	173	173/0 (0)	175/+2 (1,2)

Na podstawie przeprowadzonych testów można wysnuć kilka wniosków. Zaproponowany system wizyjny działa poprawnie, umożliwiając zliczanie spadających małych obiektów w czasie rzeczywistym. System regulacji automatycznej także działa prawidłowo, pozwalając na sterowanie silnikiem w taki sposób, aby uzyskać oczekiwany przepływ (zadaną liczbę ziaren w jednostce czasu). W niektórych eksperymentach występują drobne rozbieżności między wynikami a wartościami referencyjnymi, jednak jak zostało to wspomniane wcześniej, głównym tego powodem jest nakładanie się obiektów na obrazie utworzonym ze zdarzeń. Z kolei źródłem "nadmiarowych zliczeń" są pojedyncze sytuacje, w których dany obiekt jest liczony dwukrotnie, np. gdy zostanie utracony w procesie śledzenia na kilku kolejnych ramkach. Wymienione problemy występują jednak sporadycznie i rzadziej niż w przypadku aplikacji od Prophesee.

5. Podsumowanie

W ramach omawianej pracy zrealizowany został system wizyjny wyposażony w kamerę zdarzeniową, przeznaczony do zliczania szybko poruszających się obiektów. Zaimplementowany algorytm umożliwił analizę rejestrowanych przez kamerę zdarzeń w czasie rzeczywistym, a w konsekwencji wykrywanie i liczenie obiektów. Przygotowane stanowisko testowe składało się także ze zsyppu wyposażonego w podajnik wibracyjny obiektów (ziaren kukurydzy).

Przeprowadzone eksperymenty potwierdziły słuszność zaproponowanego podejścia – otrzymane wyniki były bardzo zbliżone do wartości referencyjnych. Jedynie w pewnych specyficznych sytuacjach system nie liczył prawidłowo wszystkich ziaren, np. gdy jedno z nich było częściowo przysłonięte przez inne. Z kolei zastosowanie trzech linii zliczających pozwoliło znacznie zminimalizować liczbę przypadków, w których pojedyncze ziarna były "gubione" między kolejnymi ramkami.

Dalsze prace nad projektem mogą obejmować kilka potencjalnych zagadnień. Jednym z nich jest zastosowanie zestawu kilku kamer zdarzeniowych, monitorujących analizowaną przestrzeń z różnych miejsc. Dzięki temu powinna być możliwa eliminacja wspomnianych sytuacji, w których obiekty są przesłonięte lub połączone, i trudno je poprawnie policzyć. Innym zagadnieniem

może być zastosowanie kilku luster, których rola byłaby podobna co dodatkowych kamer – umożliwić analizę przestrzeni z wielu widoków, nie generując przy tym tak wysokich kosztów, jak w przypadku systemu wielokamerowego. Jeszcze innym pomysłem na dalszy rozwój projektu może być liczenie i rozpoznawanie różnych typów obiektów, spadających ze zsyppu.

Zastosowanie kamery zdarzeniowej umożliwia wykrywanie i zliczanie małych, szybko poruszających się obiektów, dzięki czemu zaproponowane podejście jest bardziej uniwersalne i w wielu aspektach lepsze od rozwiązań z tradycyjnymi kamerami wizyjnymi. Przedstawiona metoda może stanowić podwalinę pod projektowanie potencjalnych aplikacji przemysłowych, m.in. do liczenia elementów na liniach produkcyjnych czy pakowanych do pudełek.

Podziękowania

Praca przedstawiona w niniejszym artykule została wsparta programem "Inicjatywa doskonałości – uczelnia badawcza" dla Akademii Górniczo-Hutniczej oraz częściowo wsparta projektem Narodowego Centrum Nauki nr 2021/41/N/ST6/03915 zatytułowanym "Akceleracja przetwarzania zdarzeniowych danych wizyjnych z wykorzystaniem heterogenicznych, reprogramowalnych układów obliczeniowych".

Bibliografia

- Gallego G., Delbrück T., Orchard G., Bartolozzi C., Taba B., Censi A., Leutenegger S., Davison A., Conrath J., Daniilidis K., Scaramuzza D., *Event-Based Vision: A Survey*. „IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence”, Vol. 44, No. 1, 2022, 154–180, DOI: 10.1109/TPAMI.2020.3008413.
- Lichtsteiner P., Posch C., Delbruck T., *A 128 × 128 120 dB 15 μs Latency Asynchronous Temporal Contrast Vision Sensor*, „IEEE Journal of Solid-State Circuits”, Vol. 43, No. 2, 2008, 566–576, DOI: 10.1109/JSSC.2007.914337.
- Kim H., Leutenegger S., Davison A., *RealTime 3D Reconstruction and 6-DoF Tracking with an Event Camera*. „Computer Vision – ECCV”, 2016, 349–364.
- Padala V., Basu A., Orchard G., *A Noise Filtering Algorithm for Event-Based Asynchronous Change Detection Image Sensors on TrueNorth and Its Implementation on TrueNorth*. „Frontiers in Neuroscience”. No. 12, 2018, DOI: 10.3389/fnins.2018.00118.
- Lee S., Yang C., *A real time object recognition and counting system for smart industrial camera sensor*. „IEEE Sensors Journal”, Vol. 17, No. 8, 2017, 2516–2523, DOI: 10.1109/JSEN.2017.2671457.
- Baygin M., Karakose M., Sarimaden A., Akin E., *An image processing based object counting approach for machine vision application*. „ArXiv Preprint”, ArXiv:1802.05911, 2018, DOI: 10.48550/arXiv.1802.05911.
- Liu J., Na W., *Fast moving object counting from video*. 2017 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS), 2017, 337–340, DOI: 10.1109/ISPACS.2017.8266499.
- Lee K., Tsai L., Hung P., *Fast People Counting Using Sampled Motion Statistics*. 2012 Eighth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, 2012, 162–165, DOI: 10.1109/IIH-MSP.2012.45.
- Saidon M., Mustafa W., Rajasalavam V., Khairunizam W., *Automatic People Counting System Using Aerial Image Captured by Drone for Event Management*. [In:] Intelligent Manufacturing and Mechatronics, 2021, 51–65, DOI: 10.1007/978-981-16-0866-7_4.
- Liu C., Huynh D., Sun Y., Reynolds M., Atkinson S., *A Vision-Based Pipeline for Vehicle Counting, Speed Estimation, and Classification*. „IEEE Transactions on Intelligent

Transportation Systems”, Vol. 22, No. 12, 2021, 7547–7560, DOI: 10.1109/TITS.2020.3004066.

11. Wu H., Wang Y., Ma H., Li B., Jin Y., *Vision Based Real-time High-accuracy Automatic Counting with Applications for Smart Pharmacy*. 40th Chinese Control Conference (CCC), 2021, 6429–6435, DOI: 10.23919/CCC52363.2021.9549691.

12. Belbachir A., Schraml S., Brändle N., *Real-time classification of pedestrians and cyclists for intelligent counting of non-motorized traffic*. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition-Workshops, 2010, 45–50, DOI: 10.1109/CVPRW.2010.5543170.

Fast Object Counting with an Event Camera

Abstract: This paper proposes the use of an event camera as a component of a vision system that enables counting of fast-moving objects – in this case, falling corn grains. These cameras transmit, in an asynchronous manner, information about the change in brightness of individual pixels and are characterised by low latency, no motion blur, and correct operation in different lighting conditions, as well as very low power consumption. The proposed counting algorithm processes events in real time. The operation of the solution was demonstrated on a stand consisting of a chute with a vibrating feeder, which allowed the number of falling grains to be adjusted. The objective of the control system with a PID controller was to maintain a constant average number of falling objects. The proposed solution was subjected to a series of tests to determine the correctness of the developed method operation. On their basis, the validity of using an event camera to count small, fast-moving objects and the associated wide range of potential industrial applications can be confirmed.

Keywords: event camera, dynamic vision sensor, high-speed object counting, item flow regulation, portioning, PID controller

Kamil Bialik

kbialik@student.agh.edu.pl
ORCID: 0000-0001-9524-3395

Absolwent Wydziału Elektrotechniki, Automatyki, Informatyki i Inżynierii Biomedycznej Akademii Górniczo-Hutniczej w Krakowie. W 2022 roku uzyskał stopień magistra inżyniera na specjalności Inteligentne Systemy Sterowania na kierunku Automatyka i Robotyka. Obecnie jest zatrudniony jako inżynier automatyzacji procesów w firmie APTIV. Interesuje się robotyką, majsterkowaniem oraz nurkowaniem z butlą – jest certyfikowanym pletwonurkiem głębinowym.



mgr inż. Marcin Kowalczyk

kowalczyk@agh.edu.pl
ORCID: 0000-0002-4257-8877

Doktorant Akademii Górniczo-Hutniczej im. Stanisława Staszica w Krakowie na Wydziale Elektrotechniki, Automatyki, Informatyki i Inżynierii Biomedycznej. Jego zainteresowania skupiają się na systemach wizyjnych czasu rzeczywistego dla robotów autonomicznych. W swoich badaniach wykorzystuje heterogeniczne platformy obliczeniowe oraz środowiska wysokiego poziomu umożliwiające modelowanie algorytmów i projektowanych systemów. Prowadzone badania dotyczą również wykorzystania neuromorficznych czujników zdarzeniowych w nowoczesnych systemach przetwarzania danych wizyjnych, które wymagają opracowania nowych metod przetwarzania danych.



mgr inż. Krzysztof Błachut

kblachut@agh.edu.pl
ORCID: 0000-0002-1071-335X

Absolwent kierunku Automatyka i Robotyka na Wydziale EAIIB Akademii Górniczo-Hutniczej w Krakowie, uzyskał tytuł magistra inżyniera w 2019 r. Aktualnie doktorant i pracownik w Zespole Wbudowanych Systemów Wizyjnych działającym przy Laboratorium Systemów Wizyjnych Katedry Automatyki i Robotyki. Jego zawodowe zainteresowania obejmują wbudowane systemy wizyjne, pojazdy autonomiczne, systemy nadzoru wizyjnego, a także heterogeniczne platformy obliczeniowe, takie jak SoC FPGA i eGPU.



dr inż. Tomasz Kryjak

tomasz.kryjak@agh.edu.pl
ORCID: 0000-0001-6798-4444

Adiunkt w Zespole Wbudowanych Systemów Wizyjnych, w Katedrze Automatyki i Robotyki, w Akademii Górniczo-Hutniczej im. Stanisława Staszica w Krakowie. Jego badania koncentrują się na wbudowanych systemach wizyjnych implementowanych w układach FPGA i SoC FPGA. Interesuje się systemami percepcji i sterowania pojazdów autonomicznych, kamerami zdarzeniowymi i obliczeniami neuromorficznymi. Jest członkiem IEEE (Senior Member), członkiem komitetu sterującego konferencji DASIP oraz członkiem komitetów technicznych konferencji ARC i DSD, a także redaktorem prowadzącym w czasopiśmie Microprocessors and Microsystems. Jest autorem lub współautorem ponad 110 prac naukowych.

