



AGH

**AKADEMIA GÓRNICZO-HUTNICZA IM. STANISŁAWA STASZICA W
KRAKOWIE**

**WYDZIAŁ ELEKTROTECHNIKI, AUTOMATYKI,
INFORMATYKI I INŻYNIERII BIOMEDYCZNEJ**

KATEDRA AUTOMATYKI I ROBOTYKI

Praca dyplomowa magisterska

*Sprzętowo-programowy system wizyjny do detekcji
obiektów z wykorzystaniem termowizji*

*Hardware-software vision system for object detection with
the use of thermovision.*

Autor:

Tomasz Kańka

Kierunek studiów:

Automatyka i Robotyka

Opiekun pracy:

dr inż. Tomasz Kryjak

Kraków, 2018

Uprzedzony o odpowiedzialności karnej na podstawie art. 115 ust. 1 i 2 ustawy z dnia 4 lutego 1994 r. o prawie autorskim i prawach pokrewnych (t.j. Dz.U. z 2006 r. Nr 90, poz. 631 z późn. zm.): „Kto przywłaszcza sobie autorstwo albo wprowadza w błąd co do autorstwa całości lub części cudzego utworu albo artystycznego wykonania, podlega grzywnie, karze ograniczenia wolności albo pozbawienia wolności do lat 3. Tej samej karze podlega, kto rozpowszechnia bez podania nazwiska lub pseudonimu twórcy cudzy utwór w wersji oryginalnej albo w postaci opracowania, artystycznego wykonania albo publicznie zniekształca taki utwór, artystyczne wykonanie, fonogram, wideogram lub nadanie.”, a także uprzedzony o odpowiedzialności dyscyplinarnej na podstawie art. 211 ust. 1 ustawy z dnia 27 lipca 2005 r. Prawo o szkolnictwie wyższym (t.j. Dz. U. z 2012 r. poz. 572, z późn. zm.): „Za naruszenie przepisów obowiązujących w uczelni oraz za czyny uchybiające godności studenta student ponosi odpowiedzialność dyscyplinarną przed komisją dyscyplinarną albo przed sądem koleżeńskim samorządu studenckiego, zwanym dalej «sądem koleżeńskim».”, oświadczam, że niniejszą pracę dyplomową wykonałem(-am) osobiście i samodzielnie i że nie korzystałem(-am) ze źródeł innych niż wymienione w pracy.

*Serdecznie dziękuję ...tu ciąg dalszych
podziękowań np. dla promotora, żony, są-
siada itp.*

Streszczenie

Słowa kluczowe:

Abstract

Keywords:

Spis treści

| | |
|---|-----------|
| 1. Wprowadzenie | 9 |
| 1.1. Cel pracy | 10 |
| 1.2. Struktura pracy | 11 |
| 2. Cyfrowy system wizyjny | 13 |
| 2.1. Podczerwień | 13 |
| 2.2. Metody akwizycji obrazu | 13 |
| 2.3. Model geometryczny | 15 |
| 2.4. Algorytmy detekcji pieszych | 16 |
| 2.4.1. Ustalenie regionu zainteresowań | 17 |
| 2.4.2. Wyodrębnienie cech | 17 |
| 2.4.3. Klasyfikator | 18 |
| 2.5. Wykorzystanie FPGA w analizie obrazu | 18 |
| 2.6. Przegląd literatury | 19 |
| 2.6.1. Podobne rozwiązania | 19 |
| 2.6.2. Podejście sprzętowo - programowe | 22 |
| 3. Wykorzystane zasoby sprzętowe i technologie | 25 |
| 3.1. Kamera termowizyjna Lepton | 25 |
| 3.2. Zynq-7000 | 26 |
| 3.3. Interfejs AXI | 27 |
| 3.4. Wykorzystanie AXI-Stream do transmisji sygnału wideo. | 28 |
| 3.5. AXI VDMA | 29 |
| 4. Realizacja | 31 |
| 4.1. Akwizycja obrazu | 31 |
| 4.2. Kalibracja | 32 |
| 4.3. Wyznaczanie ROI | 32 |

| | |
|---|-----------|
| 4.4. Klasyfikacja za pomocą HOG+SVM | 32 |
| 4.5. Prezentacja wyników | 33 |
| 4.6. Opis modułów | 34 |
| 4.6.1. Kontroler kamery IR..... | 34 |
| 4.6.2. Transformata projekcyjna..... | 34 |
| 4.6.3. Interpolacja bilinearna | 35 |
| 4.6.4. Łączenie strumieni..... | 36 |
| 4.6.5. Koloryzacja i nakładanie | 36 |
| 4.6.6. Obramowanie wyników..... | 36 |
| 4.7. System procesorowy | 36 |
| 5. Wyniki i wnioski | 39 |

1. Wprowadzenie

Cyfrowa analiza obrazów znalazła szerokie zastosowanie w wielu dziedzinach życia. Dzięki niej możliwe jest automatyczne uzyskanie istotnych dla użytkownika informacji. Przez ostatnie kilkadziesiąt lat opracowano tysiące różnych technik i algorytmów wyspecjalizowanych do określonych zadań np. leśne fotopułapki do badania zachowań i migracji zwierząt, systemu kontroli jakości i przebiegu procesu przemysłowego, metody kontroli dostępu poprzez rozpoznawanie twarzy m.in. w smartfonach, algorytmu analizy zdjęć satelitarnych ziemi umożliwiające prognozowanie pogody, sterowanie ruchem drogowym na podstawie obrazu z kamer zamontowanych nad skrzyżowaniami, a także systemy do badania przekroju żołądka pozwalające określić czy jest dobrym kandydatem na sadzonkę.

Wzrok ludzki operuje w pewnym zakresie promieniowania elektromagnetycznego zwanego światłem widzialnym. Dzisiejsza technologia daje możliwość rejestracji obrazów wykraczających poza to widmo. Kamery termowizyjne stają się coraz tańsze i przez to bardziej popularne. Dostarczają one informację o temperaturze obserwowanych obiektów. Jest to coraz chętniej wykorzystywane np. w weterynarii do określenia miejsc urazów zwierząt, w przemyśle do kontroli jakości artykułów spożywczych, w budownictwie do analizy strat cieplnych w budynkach, w systemach wspomagania kierowcy, przez ratowników do odnajdywania zasypanych ludzi w gruzowiskach, straż graniczną do monitorowania granic, przez wojsko do odnajdywania celów i zagrożeń podczas misji m.in. z wykorzystaniem dronów. [gade2014thermal].

Większość systemów wizyjnych służących do rozpoznawania przechodniów jest oparta o analizę obrazów z zakresu światła widzialnego, bądź podczerwieni. W przypadku światła widzialnego można uzyskać bardzo dobre wyniki pod warunkiem że wyszukiwane obiekty są dobrze oświetlone i wyróżniają się swoim kolorem od tła. Podczerwień, a szczególnie termowizja, umożliwia detekcję w warunkach nocnych i ograniczonej widoczności. Oba podejścia mają swoje wady i zalety, które wzajemnie się uzupełniają np. duże nasłonecznienie powoduje, że tło termiczne staje się dużo wyższe co utrudnia wyodrębnienie pieszego, natomiast daje idealne warunki do uzyskania dobrej jakości obrazu w zakresie widzialnym [lee2015robust]. Połączenie tych dwóch obrazów daje możliwość uzyskania jeszcze lepszej skuteczności rozpoznawa-

nia ludzi. W pracy [st2007combination] autorzy nazywają ten rozszerzony format jako RGBT ("Red-Green-Blue-Thermal"), natomiast inna praca jako analizę wielospektralną (Multispectral) [hwang2015multispectral], albo po prostu jako połączony obraz z kamery termowizyjnej i wizyjnej [lee2015robust].

Skuteczna detekcja obiektów często wymaga dużego zapotrzebowania na zasoby obliczeniowe. W wielu przypadkach nie da się uzyskać satysfakcjonującej wydajności – tak by można było uznać system za działający w czasie rzeczywistym – wykorzystując jedynie typowy komputer wyposażony w procesor ogólnego przeznaczenia. Stosuje się zatem różne metody akceleracji obliczeń. Karty graficzne pozwalają na duże zrównoleglenie obliczeń, jednak charakteryzują się znacznym zużyciem energii. Tworzenie specjalizowanych układów scalonych (ASIC) daje najlepsze rezultaty w implementacji systemu wizyjnego, ale ich opracowanie i produkcja wymaga bardzo dużych nakładów finansowych. Dobrze rozwiązanie stanowią układy rekonfigurowalne, które charakteryzują się podobnymi możliwościami w realizacji wyspecjalizowanych zadań co układy ASIC, ale nie wymagają dużych nakładów finansowych w ich tworzeniu.

Układy FPGA (ang. *Field-Programmable Gate Array*) umożliwiają zrównoleglenie obliczeń i są szeroko stosowane w systemach wizyjnych. Szczególnie chętnie są wykorzystywane do realizacji operacji niskiego poziomu, przygotowując wstępnie obraz do dalszej analizy na wysokim poziomie. Przykłady takich operacji to: filtry konwolucyjne, filtry 2D, podpróbkowanie, wykrywanie krawędzi, obliczanie SAD z regionu zainteresowania, obliczanie orientacji krawędzi i histogramów, obliczanie strumieniowo statystyk (wartość maksymalna, minimalna, średnia), zmiana przestrzeni barw [kisacanin2008embedded]. Dodatkową zaletą układów FPGA jest mały pobór mocy, co czyni je niezwykle atrakcyjne dla aplikacji mobilnych – takich jak drony czy czujniki środowiskowe [garcia2014survey]. Układy heterogeniczne łączą w jednej obudowie dwa układy o różnej architekturze i funkcjonalności. Przykładem takiego połączenia jest Zynq-7000 firmy Xilinx, który integruje w sobie układ FPGA oraz procesor ARM. Największą zaletą takiego rozwiązania jest wysoka przepustowość transferu danych między procesorem a logiką programowalną.

Niniejsza praca stanowi kontynuację i rozwinięcie pracy inżynierskiej autora.

1.1. Cel pracy

Celem pracy była realizacja wbudowanego systemu wizyjnego do detekcji wybranych obiektów (np. ludzi) na podstawie obrazu z kamery termowizyjnej oraz konwencjonalnej. Zakłada się, że jako platforma obliczeniowa zostanie użyty układ heterogeniczny (np. Zynq firmy Xilinx), który umożliwia realizację sprzętowo-programową algorytmów.

1.2. Struktura pracy

W pierwszej części pracy została opisana budowa cyfrowego systemu wizyjnego z wykorzystaniem połączonych obrazów RGB oraz IR. Rozdział 2 zawiera teorię stanowiącą podstawę dla realizowanych prac oraz kilka przykładów już zrealizowanych systemów. W rozdziale 3 zostały przedstawione wykorzystane zasoby sprzętowe oraz technologie użyte w opracowaniu systemu wizyjnego. W rozdziale 4 zawiera realizację autorskiego systemu detekcji ludzi. Prace zakończono omówieniem uzyskanych wyników, wnioskami oraz wskazaniem dalszych kierunków rozwoju stworzonego systemu.

2. Cyfrowy system wizyjny

2.1. Podczerwień

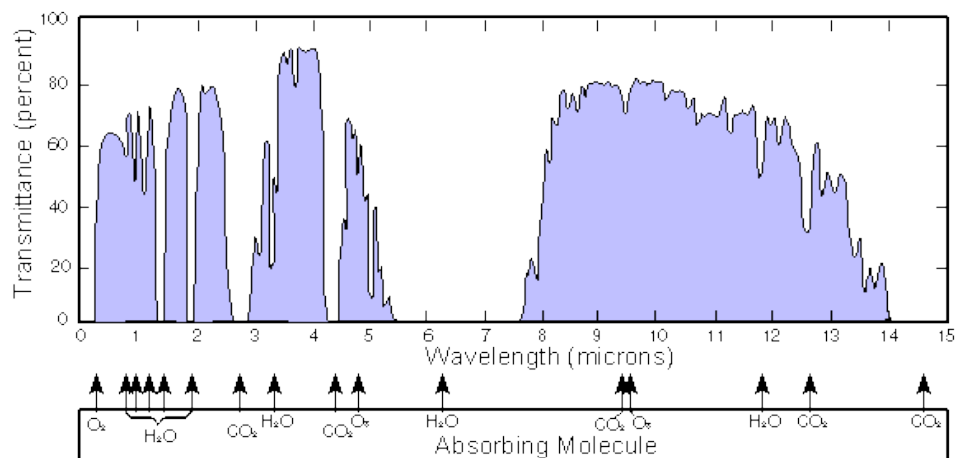
Mianem podczerwieni określa się promieniowanie elektromagnetyczne w zakresie fali o długości od $0,75\ \mu m$ do $1000\ \mu m$. Każde ciało które ma temperaturę wyższą niż zero absolutne emituje swoją powierzchnią promieniowanie. Im większa jest temperatura ciała tym więcej promieniowania emituje. Dla każdej temperatury danego ciała istnieje charakterystyczna długość fali o najwyższej wartości mocy promieniowania. Wraz z wzrostem temperatury ta częstotliwość przesuwa się w zakres fal widzialnych. Można to zaobserwować, gdy stal osiąga wysoką temperaturę co skutkuje emisją światła.

Ciało doskonale czarne całkowicie pochłania padające na nie promieniowanie oraz emituje promieniowanie ściśle związane z jego temperaturą. Wykres na rysunku 2.1 przedstawia tę charakterystykę. Promieniowanie podczerwone jest częściowo pochłaniane przez atmosferę ziemską. Na rysunku 2.2 przedstawiono tzw. transmisyjność atmosfery. W aparaturze rejestrującej w podczerwieni wykorzystuje się dwa zakresy przy których transmisyjność jest największa: $3 - 5\ \mu m$ (MIWR, ang. *mid wave infrared* – podczerwień fal średnich) oraz $8 - 14\ \mu m$ (LWIR, ang. *long wave infrared* – podczerwień fal długich)[niklaus2007mems].

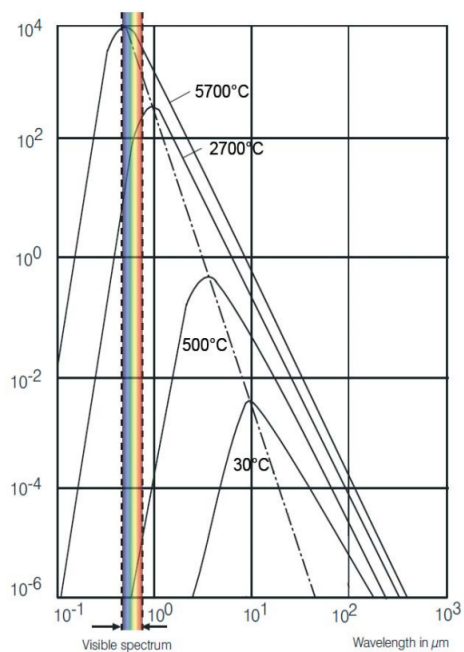
2.2. Metody akwizycji obrazu

Większość implementacji wykorzystuje układ dwóch równoległych do siebie kamer, której przykład przedstawia rysunek 2.3a. Często obrazy z kamer różnią się, wynika to z ich budowy, różnej rozdzielczości, kąta widzenia jak oraz zniekształceń soczewkowych. Do poprawnego odwzorowania tej samej sceny w obu widmach należy zastosować algorytm mający na celu dopasowanie obu obrazów.

Pierwszym z etapów poprawnego dopasowania obrazów jest kalibracja. Wykonuje się ją z wykorzystaniem specjalnych plansz, które pozwalają określić położenie pewnych punktów w przestrzeni w obu rejestrowanych zakresach promieniowania. Punkty te pozwalają na oblicze-

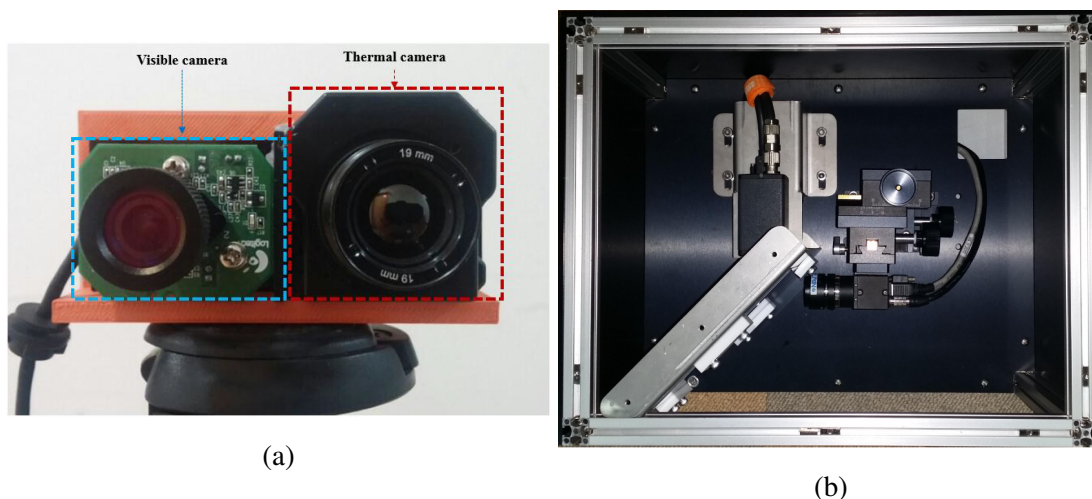


Rys. 2.1. Wykres transmisyjności atmosfery dla promieniowania podczerwonego [wiki:infrared].



Rys. 2.2. Emisyjność ciała idealnie czarnego.

nie relacji między obrazami. Plansze mogą być aktywne (posiadają własne źródło ciepła) albo pasywne (przesłaniają obce źródło ciepła). W równoległym układzie kamer występuje również zjawisko paralaksy, które powiększa się wraz z wzrostem odległości obiektu od punktu kalibracji. W pracy [hwang2015multispectral] autorzy zastosowali zwierciadło półprzezroczyste wykonane z wafla krzemowego pokrytego cynkiem do rozdzielania obrazu w celu eliminacji tej wady (rysunek 2.3b).



Rys. 2.3. Sposoby akwizycji obrazów: (a) dwie kamery równoległe [lee2015robust], (b) z wykorzystaniem zwierciadła półprzezroczystego [hwang2015multispectral].

2.3. Model geometryczny

Do opisu matematycznego systemu wykorzystuje się model kamery otworkowej. Dzięki niemu można opisać relację między trójwymiarową przestrzenią, a dwuwymiarowym obrazem za pomocą projekcji perspektywicznych. Nie stanowi on najdokładniejszego opisu matematycznego kamery, nie ma w nim uwzględnionych zakłóceń soczewkowych, dobre rezultaty w wielu aplikacjach. Składa się ona z 2 zestawów parametrów: zewnętrznych oraz wewnętrznych. Parametry zewnętrzne definiują lokację kamery względem zewnętrznego układu współrzędnych. Są reprezentowane przez wektor translacji T między układem związanym z kamerą (X_c, Y_c, Z_c) , a zewnętrznym (X, Y, Z) . Drugim parametrem jest macierz rotacji R (między osiami tych dwóch układów). Punkt $P = [X, Y, Z]^T$ będący w zewnętrznym układzie współrzędnych ma swój odpowiednik w układzie wewnętrznym, który można określić zależnością

$$P_c = RP + T \quad (2.1)$$

Właściwości optyczne kamery można przedstawić w postaci macierzy kamery.

$$K = \begin{bmatrix} f_x & 0 & x_0 \\ 0 & f_y & y_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

gdzie:

f_x, f_y = ogniskowa kamery wyrażona w liczbie pikseli,

x_0, y_0 = współrzędne punktu głównego.

Macierz K określa związek między znormalizowanymi współrzędnymi w układzie odniesienia kamery danym wzorem $x_n = \frac{X_c}{Z_c}, y_n = \frac{Y_c}{Z_c}$, a odpowiadającym im współrzędnymi punktów na obrazie u, v :

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} x_n \\ y_n \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

2.4. Algorytmy detekcji pieszych

W cyfrowej analizie obrazu rozpoznawanie pieszych jest jedną z najbardziej aktywnie rozwijanych dziedzin. W przeciągu kilkudziesięciu lat powstało ponad tysiąc artykułów poruszających to zagadnienie [zhang2015filtered], w których zaproponowano wiele różnych metod. Większość metod opiera się o analizę obrazu tylko w jednym spektrum: widzialnym albo podczerwieni. Praca [hwang2015multispectral] pokazała że połączenie obu obrazów może dać lepsze wyniki. Podobnie w artykule [gonzalez2016pedestrian] wykazano, że analiza multispektralna jest skuteczniejsza w dzień niż w nocy (o około 5% AMR (ang. *avrange miss rate*)). W artykule [benenson2014ten] autorzy podsumowują osiągnięcia w dziedzinie detekcji pieszych w latach 2004 – 2014. Wyróżniono ponad 40 różnych podejść do problemu. Artykuł jest oparty o bazę danych Caltech-USA, która zawiera obrazy w kolorze. Jednym z wniosków jest, że przez ostatnie dziesięć lat największy postęp został osiągnięty głównie dzięki dopracowaniu cech, które są wyodrębniane z obrazu niż ulepszanie klasyfikatora. Dodatkowo autorzy połączyli cechy dające najlepsze wyniki i stworzyli własną metodę która uzyska 12% zysk AMR względem najlepszej badanej wcześniej metody.

Dla typowego algorytmu detekcji pieszych można wyróżnić trzy podstawowe etapy:

2.4.1. Ustalenie regionu zainteresowań

Jest to obszar zwany ROI (ang. *region of interest*), w którym potencjalnie mogą znajdować się piesi. Wiele podejść uznaje cały obraz jako ROI i stosuje okno przesuwne sprawdzając każdy możliwy fragment obrazu. Jeżeli scena jest rejestrowana przez nieruchomą kamerę, ROI można określić poprzez różnicę między zapamiętanym tłem, a aktualnym obrazem (tzn. modelowanie i odejmowanie tła). Wyodrębnienie ROI jest bardzo istotne w przypadku pracy w czasie rzeczywistym, ze względu na ograniczony czas analizy pojedynczego obrazu.

2.4.2. Wyodrębnienie cech

Do najbardziej popularnych cech można zaliczyć:

1. Histogramy zorientowanych gradientów (HOG). Algorytm został zaproponowany przez N. Dalala i B. Triggs w pracy [dalal2005histograms] i stał się jednym z najbardziej popularnych technik w dziedzinie rozpoznawania ludzi. Jest cały czas rozwijany i modyfikowany w wielu pracach naukowych. Technika polega na zliczeniu kierunków gradientów, uzyskanych z 2 masek kierunkowych $\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ i $\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T$, w komórkach o określonych wymiarach. Komórki te są organizowane w bloki, w obrębie których następuje normalizacja. Wektorem cech jest połączenie wszystkich histogramów z wszystkich bloków w jeden wektor.
2. Lokalne wzorce binarne LBP (ang. *Local Binary Patterns*). Oryginalnie deskryptory te zaproponowane zostały do opisu tekstur. Analizowany obraz zostaje podzielony na bloki. Następnie, do każdego piksela w bloku zostaje przypisany wzorec binarny na podstawie wartości pikseli w jego sąsiedztwie. Jeżeli wartość sąsiadującego piksela jest większa od centralnego to przyjmuje on wartość 1. Następnie zostaje obliczony histogram dla każdego bloku. Histogramy z wszystkich bloków wchodzących w skład obrazu tworzą wektor cech [ojala2002multiresolution].
3. Falki Haara. Określają różnicę w kontraście między dwoma przylegającymi prostokątnymi obszarami. Są łatwe do skalowania i nie wymagają dużych nakładów obliczeniowych.
4. Kolor. W analizie obrazów wykorzystuje różne przestrzenie barw np. RGB, HSV oraz LUV.
5. Lokalne struktury. W odróżnieniu od pojedynczych pikseli można wyznaczyć lokalne struktury o podobnym kolorze. (np. głowa i ręce mają podobne kolory, jednolita koszula, spodnie).

2.4.3. Klasyfikator

Otrzymany wektor cech jest poddany klasyfikacji, której wynik decyduje czy obraz zawiera człowieka. W pracy [benenson2014ten] autorzy wyróżnili 3 dominujące rodziny metod:

1. Rodzina DPM (ang. Deformable Part Detectors) ??? wykrywacze deformowalnych elementów ???. Technika polega na klasyfikacji poszczególnych elementów człowieka (głowa, tułów, nogi). Następnie jest analizowany układ tych elementów na obrazie i podjęcie decyzji o obecności człowieka.
2. Deep networks – głębokie sieci neuronowe.
3. Decision forests – ?? lasy decyzyjne ?? zbiór nieskorelowanych drzew decyzyjnych.
4. inne: SVM (ang. support vector machine – maszyna wektorów nośnych), AdaBoost itp.

2.5. Wykorzystanie FPGA w analizie obrazu

Tradycyjne systemy wizyjne zwykle bazują na architekturze sekwencyjnej. W tym rozwiązaniu obraz jest sukcesywnie poddawany kolejnym przekształceniom, a wyniki pośrednie zapisywane są w pamięci operacyjnej. W aplikacji procesorowej operacje te są wykonywane przez układ arytmetyczno-logiczny. Kolejne kroki algorytmu są kompilowane w ciąg instrukcji dla procesora, który oprócz operacji matematycznych dużą część pracy poświęca na pobieranie i dekodowanie rozkazów oraz na odczytywanie i zapisywanie danych do pamięci. By taka aplikacja mogła pracować w czasie rzeczywistym, cała procedura musi wykonać się szybciej niż przychodzące dane obrazu, co wymusza wysokie taktowanie procesora sięgające kilku GHz.

W przypadku podejścia równoległego, implementacja poszczególnych kroków algorytmu odbywa się w osobnych procesach. Jeżeli kolejne kroki algorytmu wymagałyby danych otrzymanych z poprzednich, to zysk takiego zabiegu byłby równy zero. By uzyskać znacznie przyspieszenie algorytm musi mieć możliwość podzielenia na wiele niezależnych części. Maksymalne do uzyskania przyspieszenie jest określone przez prawo Amdahla:

$$P_w = \frac{1}{s + \frac{1-s}{n_w}} \quad (2.4)$$

gdzie:

P_w = przyspieszenie algorytmu w systemie wieloprocessorowym,

s = część algorytmu niepodlegająca zrównolegleniu (wartość od zera do jeden),

n_w = liczba elementów obliczeniowych.

Teoretycznie jedynym ograniczaniem w możliwości zrównoleglenia obliczeń jest liczba zasobów dostępnych, jednak istotnym aspektem jest sposób dostarczania danych do zaimplementowanych w układzie procesorów. Czas i przepustowość jaka jest potrzebna do odczytania i zapisu obrazu po przetworzeniu z i do pamięci jest najczęściej wąskim gardłem systemu wizyjnego. Z tego powodu przetwarzanie obrazu bezpośrednio z sensora w czasie jego akwizycji jest chętnie wykorzystywane, gdyż zmniejsza to liczbę operacji odczytu i zapisu. [garcia2014survey]

2.6. Przegląd literatury

2.6.1. Podobne rozwiązania

W pracy [kolzpoz] autorzy opracowali algorytm pozwalający na szybką i efektywną detekcję przechodniów w czasie rzeczywistym. Termowizja pozwala na uzyskanie dobrego kontrastu między poszukiwanym przechodniem a otoczeniem. System dedykowany jest do pracy w nocy, kiedy kontrast między człowiekiem pozwala na jednoznaczne ich rozróżnienie. Rozwiązanie bazuje na ulepszonym algorytmie progowania i segmentacji obrazu.

Pierwszym etapem jest wyodrębnienie obszarów zainteresowań (ROI). Pozwala to na znaczne ograniczenie obszaru obrazu do analizy. Obraz w odcieniach szarości zostaje poddany binaryzacji z użyciem dwóch progów: mniejszym i większym. Dodatkowo każdy wykryty obszar tworzy dodatkowy ROI przylegający do pierwotnego. Progowanie z pojedynczym progiem jest niewystarczające w wielu wypadach dlatego autorzy zastosowali podwójne progowanie. Pozwala to na detekcję przechodniów w różnych rejonach obrazu o różnym kontraście. Progi zmieniają się wraz z dynamiką obrazu wejściowego. W obrazie termicznym człowieka często występuje obszar o niższej temperaturze w okolicach bioder. Skutkuje to przerwą w zbinaryzowanym obiekcie i błędną klasyfikację np.: samych nóg. Autorzy opracowali technikę polegającą na powiększeniu obszaru. Łączy ona dwie połówki człowieka, jeżeli posiadają one wspólne współrzędne wzdłuż pionowej osi tworząc nowy obszar. Ostatecznie obie grupy obszarów zainteresowania uzyskanych z obu progowań zostają połączone.

Następnym krokiem jest filtracja wyników. Ma ona na celu zredukowanie liczby obszarów przed końcową analizą. Autorzy zastosowali filtrację opierającą się na proporcji obszaru zainteresowań. Pozytywnie zakwalifikowane zostały tylko obszary o odpowiednich proporcjach wysokości do szerokości (1:1.3 do 1:4). Z racji, że badany obraz pochodzi z kamery zamontowanej na stałe na samochodzie, autorzy wykorzystali filtrację perspektywiczną. W większej odległości na horyzoncie obiekty są mniejsze. Zakłada ona że w określonych obszarach obrazu istnieje maksymalna możliwa wysokość kandydata. Filtracja jednorodnych regionów pozwoliła

na odrzucenie obszarów, które często występują jako część szerszych obiektów nie mających nic wspólnego z przechodnimi. Autorzy zaproponowali obliczenie odchylenia standardowego tych obszarów w odcieniach szarości i odrzucenie części, która jest poniżej pewnego progu.

Ostatnim krokiem algorytmu jest klasyfikacja wytypowanych kandydatów. Autorzy wykorzystują histogram zorientowanych gradientów jako deskryptor tworząc wektor 3780 cech, które są następnie klasyfikowane przez SVM.

W celu zbadania dokładności algorytmu został przeprowadzony test na zbiorze CVC-14, który zawiera obrazy nagrane kamerą FIR podczas nocnego przejazdu samochodem. Testy wykazały, że metoda podwójnego progowania daje trzy razy lepsze rezultaty, niż przy wykorzystaniu pojedynczego progu. Wraz z zaproponowanymi technikami filtracji zaowocowało to bardzo efektywnym mechanizmem segmentacji. Cała procedura detekcji przechodniów osiągnęła wysoki poziom wydajności na poziomie 33 klatek na sekundę przy wykorzystaniu pojedynczego rdzenia CPU.

W pracy [suard2006pedestrian] autorzy zaproponowali wykorzystanie dwóch kamer termowizyjnych tworząc system stereowizyjny. By wyodrębnić obszary zainteresowania, w których potencjalnie znajdują się przechodnie, zgrupowano piksele o wartościach powyżej kilku różnych progów. Porównując te dwa obrazy można określić pozycję i odległość źródła ciepła od kamery. W obrazie termowizyjnym człowieka można zauważyć, że najbardziej ciepłym i odsłoniętym obszarem ciała jest głowa. Wykorzystując ten fakt oraz informację o odległości od kamery, zostają wytyczone obszary wokół tych pikseli o wielkości zależnej od tej odległości. Następnie wszystkie wyodrębnione tak obszary zostają przeskalowane do wymiaru 128x64 piksele i poddane klasyfikacji za pomocą kombinacji HOG+SVM. W tej pracy autorzy skupili się na optymalnym doborze parametrów deskryptora HOG. Badania zostały przeprowadzone na bazie obrazów termowizyjnych o wymiarach 128x64. Zestaw zawierał 4400 obrazów: 2200 próbek z pieszymi oraz 2200 bez pieszych. Został wykorzystany następujący zestaw parametrów HOG:

1. wielkość komórki: 4x4, 8x8, 16x16,
2. wielkość bloku: 1x1, 2x2, 4x4,
3. nakładanie się bloków: 1, 2,
4. liczba przedziałów histogramu: 4, 8, 16,
5. metoda dopasowania: ważony lub nie
6. metoda normalizacja bloku: L1, L2, brak

Parametry dla klasyfikatora SVM :

1. wielkość zestawu do nauki: 10, 100, 1000 obiektów na klasę,
2. waga źle sklasyfikowanych punktów C: 0.01, 1, 100.

Autorzy przeprowadzili po 10 procedur uczenia klasyfikatora dla każdej kombinacji wykorzystując różne kombinacje danych do nauki i testów. Po przeprowadzonych badaniach został wytypowany optymalny zestaw parametrów:

1. Wielkość komórki: 8x8,
2. wielkość bloku: 2x2
3. nakładanie się bloków: 1,
4. liczba przedziałów histogramu: 8
5. metoda dopasowania histogramu: ważona
6. metoda normalizacja bloku: L2.

Badanie parametrów dla klasyfikacji SVM wykazało, że im większy zestaw uczący tym lepszą można uzyskać skuteczność detekcji. Parametr C miał marginalne znaczenie na końcową skuteczność.

Autorzy pracy [nanda_2002] przedstawili metodę opartą o wzorec probabilistyczny i klasyfikator Bayesa. Obraz wejściowy zostaje zbinaryzowany z zadany progim. Próg ten nie jest stały i zależy od wielu czynników. Autorzy bazując na danych uczących stanowiących 1000 prostokątnych okien o rozmiarze 48x128 pikseli zawierających przechodnia średnią oraz odchylenie standardowe wartości dla pikseli należących do obrazu przechodnia $\mu_1\sigma_1$ bądź tła $\mu_2\sigma_2$ a następnie obliczyli próg binaryzacji za pomocą równia 2.5.

$$threshold = \frac{\sigma_1\sigma_2}{\sigma_1 + \sigma_2} \ln \left(\frac{\sigma_1}{\sigma_2} \right) + \frac{\sigma_1\mu_1 + \sigma_2\mu_1}{\sigma_1 + \sigma_2} \quad (2.5)$$

Aby uzyskać wzorec prawdopodobieństwa, zbiór testowy został zbinaryzowany z uprzednio wyliczonym progim. Następnie zostało obliczone prawdopodobieństwo przynależności piksela do przechodnia we wzorcu. Mając już wzorec, został obliczony combinedprobability ze wzoru (2.6) dla 1000 okien zawierających i nie zawierających człowieka oraz wyciągnięta średnia i odchylenie standardowe dla nich. Dało to podstawę do obliczenia progu dla wartości combinedprobability z wzoru (2.5).

$$combinedprobability(i, j) = \sum_{x=1}^{48} \sum_{y=1}^{128} (th(x, y) * p(x, y) + (1 - th(x, y)) * (1 - p(x, y))) \quad (2.6)$$

gdzie $th(x, y)$ to okno wokół piksela (i, j) , a $p(x, y)$ to wzorec prawdopodobieństwa wystąpienia pieszego.

Badana klatka obrazu jest badana poprzez okno przesuwne tworząc mapę prawdopodobieństwa. Wartości które przekroczą próg wskazują, że w danym oknie znajduje się człowiek. Autorzy zbadali algorytm na 6 sekwencjach filmowych i uzyskali wynik między 75%-90% wykrycia przy jednym fałszywym wykryciu na ramkę.

2.6.2. Podejście sprzętowo - programowe

W pracy [honegger2014real] autorzy wykorzystali układ FPGA oraz CPU małej mocy do skonstruowania systemu wizyjnego dla robotów. System analizował obraz stereoskopowy z dwóch kamer tworząc mapę głębi. Obie kamery są bezpośrednio podpięte do układu FPGA, w którym obrazy są przetwarzane. Następnie dwa oryginalne obrazy oraz mapa głębi są przesyłane do CPU za pomocą specjalnej szyny danych. Moduł *frame grabbera* przechwytywał ten obraz i wykorzystując DMA (ang. *Direct Memory Access*) zapisywał do pamięci systemu. Ten zabieg gwarantował poprawną transmisję obrazu do CPU. Rozdzielczość oraz liczba klatek na sekundę są w pełni elastyczne, dzięki czemu CPU dostawało obraz o szerokości trzy raz większej niż oryginalny obraz. Pozwalało to na przesłanie zsynchronizowanego lewego, prawego obrazu i mapy głębi. System pracował w rozdzielczości 752x480 piksele i 60 klatkach na sekundę. Całość, włącznie z kamerami, układem FPGA, CPU oraz konwerterami napięcia pobierała mniej niż 5W mocy. Całkowita latencja podana przez autorów rozwiązania wynosi około 2ms.

W pracy [piao2016real] autorzy wykorzystali układ SoC (ang. System on Chip) do detekcji pieszych dla zaawansowanego systemu wspomagania kierowcy (ADAS ang. *advanced driver assistance system*). Głównym wyzwaniem było opracowanie metody, która działa w czasie rzeczywistym, ma mały pobór mocy oraz niski koszt wykonania. Większość topowych algorytmów wymaga znacznych zasobów obliczeniowych. Autorzy dokonali zatem relaksacji problemu poprzez zastosowanie prostszego deskryptora jakim jest LBP oraz klasyfikatora SVM. Autorzy zamontowali po każdej stronie pojazdu inteligentną kamerę o 180° horyzontalnym kącie widzenia by jak najlepiej monitorować przestrzeń wokół niego. W kamerach została przeprowadzona wstępna obróbka obrazu (rektyfikacja i skalowanie). Przetworzony obraz z kamer był transmitowany do „Fusion-Box”, gdzie odbywała się generacja kandydatów, klasyfikacja, weryfikacja oraz śledzenie. Wyniki były przesyłane do wbudowanego komputera PC. Rozwiązanie nie zostało jeszcze w pełni zaimplementowane, ale pierwsze testy dawały obiecujące rezultaty.

W pracy [xiao_2015] autorzy wykorzystali układ FPGA i naiwny klasyfikator Bayesa do detekcji przechodniów w obrazie termowizyjnym. Klasyfikator zakłada, że wszystkie predyka-

tory są niezależne od siebie. Szanse na wystąpienie przechodnia w oknie są 50/50 (jest albo nie ma), problem sprowadza się do za pomocą równania:

$$\sum_i \ln p(w_i|P) > \sum_i \ln p(w_i|\bar{P}) \quad (2.7)$$

gdzie $p(w_i|P)$ to prawdopodobieństwo że piksel w_i przynależy do obrazu człowieka $p(w_i|\bar{P})$ przynależy do tła.

Jeżeli wyrażenie jest prawdziwe, to w badanym oknie znajduje się człowiek. Autorzy na podstawie 60 pozytywnych próbek utworzyli macierz rozkładu prawdopodobieństwa PDM (ang. *probability distribution matrix*). W celu usprawnienia obliczeń w układzie FPGA przeskalowali prawdopodobieństwo na wartości całkowitoliczbowe w zakresie od 1 do 127. Następnie obliczono logarytm o podstawie dwa z uzyskanej macierzy i jej odwrotności (poprzez odjęcie od 128 wartości macierzy pozytywnej), a następnie pomnożono przez 32. Utworzono tak dwie macierze: LPDW i LPDB dla białych i czarnych pikseli. (ang. *logarithmic probability matrix* – logarytmiczna macierz prawdopodobieństwa). Przyjęto, że prawdopodobieństwo przynależności piksela do tła jest stałe i wynosi 50%, co daje wartość 192 po uprzednich przekształceniach. Ostatecznie obecność człowieka w oknie oblicza się z wzoru:

$$L_p = \sum_{x=1}^j \sum_{y=1}^k (th(x, y) * LPMW(x, y) + (1 - th(x, y)) * LPMB(x, y)) \quad (2.8)$$

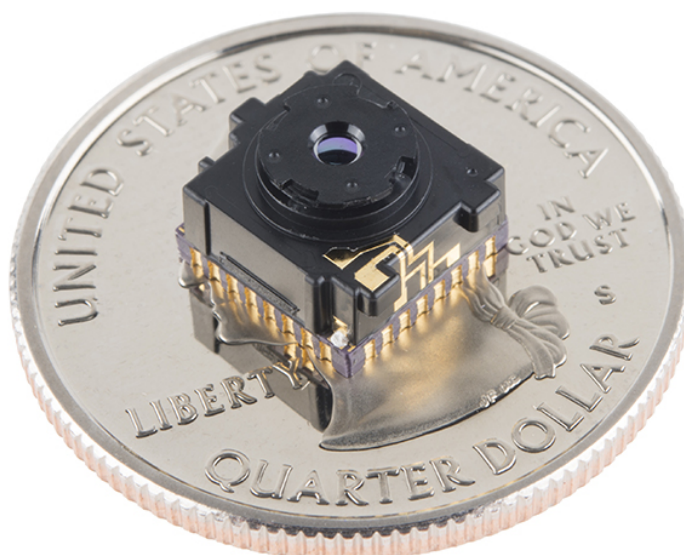
$$L_b = j * k * 192 \quad (2.9)$$

$$IsPedestrian = \begin{cases} 1 & \text{gdy } L_p \geq L_b + K \\ 0 & \text{gdy } L_p < L_b + K \end{cases} \quad (2.10)$$

gdzie j i k stanowią wysokość i szerokość okna przesuwne. Wartości L_p i L_b odnoszą się do sum prawdopodobieństw przynależności białego/czarnego piksela do obrazu człowieka. W praktyce, każdy piksel w oknie może przyjąć jedną z dwóch wartości, co odwzorowuje jak mocno jest dopasowany do wzorca.

3. Wykorzystane zasoby sprzętowe i technologie

3.1. Kamera termowizyjna Lepton



Rys. 3.1. Widok poglądowy na kamerę FLIR Lepton.

Lepton jest zintegrowaną w pojedynczym układzie kamerą składającą się z soczewki, sensora podczerwieni fal długich (ang. LWIR – *long wave infrared*) oraz elektroniki sterującej i przetwarzającej sygnał. Cechuje się bardzo małymi wymiarami, co czyni ją idealnym do zastosowań mobilnych. Układ ma możliwość domontowania dodatkowej przesłony, która jest wykorzystywana do automatycznej optymalizacji procesu ujednolicania obrazu (kalibracji sensora). Prosty do integracji z dowolnym mikrokontrolerem dzięki zastosowaniu standardowych protokołów i interfejsów. Lepton po podłączeniu uruchamia się w domyślnym trybie pracy,

który może zostać zmieniony za pomocą CCI (ang. *camera control interface* – interfejs kontroli kamery).[lepton]

Parametry kamery:

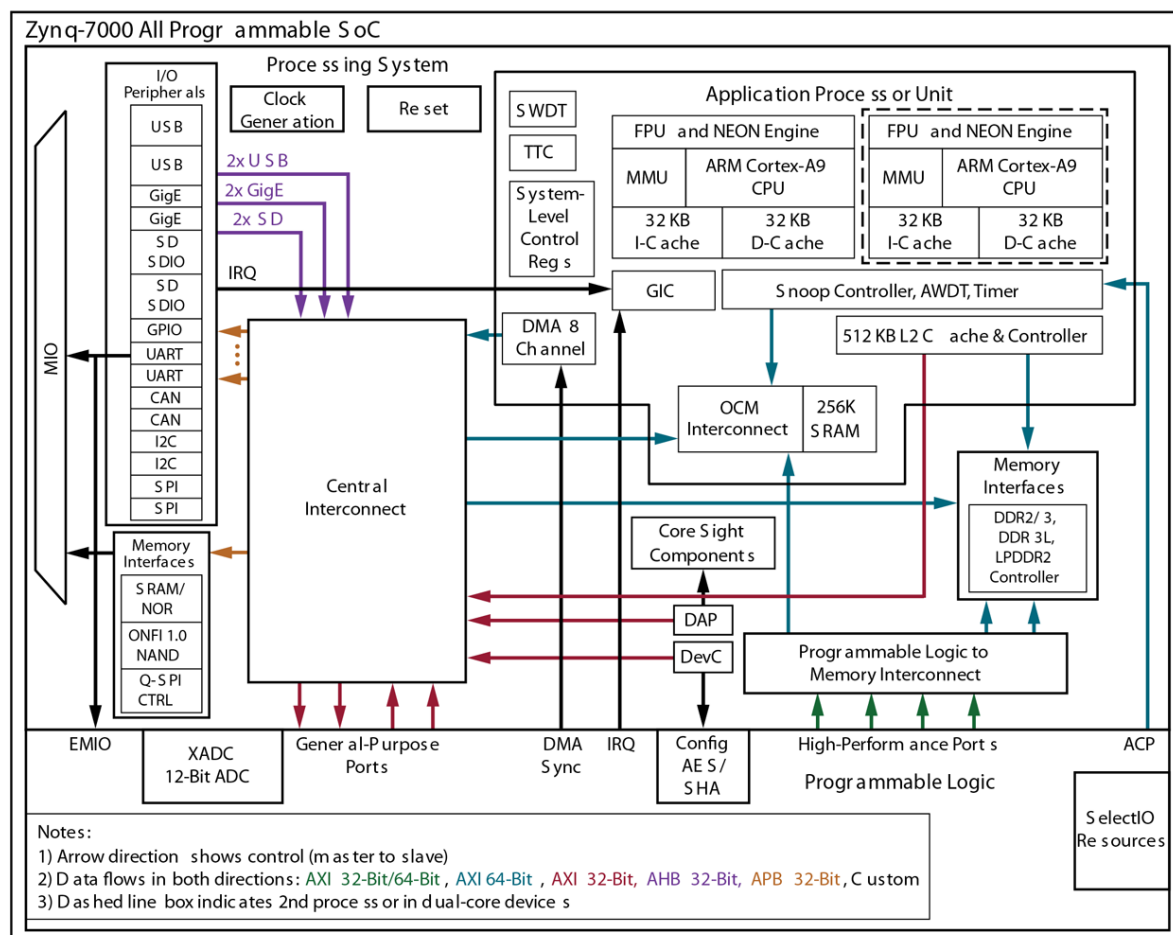
- Wymiary: 11,8 x 12,7 x 7,2 mm,
- Sensor: niechłodzony mikrobolometr VOx (tlenek wanadu),
- Rejestrowany zakres: fale długie podczerwieni, $8\mu m$ do $14\mu m$,
- Wielkość piksela: $17\mu m$,
- Rozdzielczość: 80x60 pikseli,
- Liczba klatek na sekundę: 8,6,
- Zakres rejestrowanych temperatur: $-10^{\circ} C$ $140^{\circ} C$ (tryb wysokiego wzmocnienia),
- Korekta niejednorodności matrycy: automatyczna na bazie przepływu optycznego,
- Kąt widzenia horyzontalny / diagonalny: 51°
 66° ,
- Głębina ostrości: od 10cm do nieskończoności,
- Format wyjściowy: do wyboru: 14-bit, 8-bit (z AGC (ang. automatic gain control – automatyczna kontrola wzmocnienia)) 24-bit RGB (z ACG i koloryzacją),
- Interfejs wideo: VoSPI (Video over Serial Peripheral Interface),
- Interfejs sterujący: CCI (zbliżony do I2C).

3.2. Zynq-7000

Rodzina układów Zynq-7000 bazuje na architekturze SoC (ang. *System on Chip*). Posiadają zintegrowany kompletny system składający podzielonego na dwie części: systemu procesorowego bazującego na procesorze ARM Cortex-A9 (PS ang. Processing System) oraz logikę programowalną (PL ang. programmable logic) FPGA w jednym układzie scalonym. Na rysunku 3.2 przedstawiono schemat architektury. Prócz procesora część procesorowa posiada wbudowaną pamięć, kontroler pamięci zewnętrzne oraz szereg interfejsów dla układów peryferyjnych takich jak USB, GigEthernet, CAN, I2C, SPI. W części logiki programowalnej znajdują się bloki logiki konfigurowalnej (CLB ang. *configurable logic block*), 36Kb bloki pamięci RAM,

procesory sygnałowe DSP48, układ JTAG, układy zarządzania zegarami oraz dwa 12-bitowe przetworniki analogowo-cyfrowe.

Komunikacja między częścią procesorową, a logiką programowalną odbywa się za pośrednictwem interfejsu AXI (ang. *Advanced Extensible Interface*) oraz bezpośrednio wykorzystując porty ogólnego przeznaczenia, przerwania oraz poprzez bezpośredni dostęp do pamięci (DMA ang. *Direct Memory Access*).



DS 190_01_072916

Rys. 3.2. Schemat ogólny architektury układu Zynq-7000.

3.3. Interfejs AXI

AXI (ang. *Advanced eXtensible Interface* – zaawansowany rozszerzalny interfejs) jest częścią ARM AMBA (ang. *Advanced Microcontroller Bus Architecture*) – otwartego standardu, specyfikacją do zarządzania i połączeń między blokami funkcyjnymi w SoC. Aktualnie jest stosowana AMBA 4.0 która wprowadziła drugą wersję AXI – AXI4. Występują trzy typy interfejsów dla AXI4:

- AXI4 – stosowany w wysokowydajnych transferach w przestrzeni pamięci (ang. *memory-mapped*),
- AXI4-Lite – stosowany dla prostszych operacji w przestrzeni pamięci (na przykład do komunikacji z rejestrami kontrolnymi i statusu),
- AXI4-Stream – stosowany do transmisji strumieniowych (wysokiej prędkości).

Specyfikacja interfejsu zakłada komunikację pomiędzy pojedynczym AXI master i pojedynczym AXI slave, która ma na celu wymianę informacji. Kilkanaście interfejsów AXI master i slave mogą zostać połączone między sobą za pomocą specjalnej struktury zwanej *interconnect block* (blok międzypołączeniowy), w której odbywa się trasowanie połączeń do poszczególnych bloków.

AXI4 i AXI4-Lite składają się z 5 różnych kanałów:

- Kanał adresu odczytu,
- Kanał adresu zapisu,
- Kanał danych odczytanych
- Kanał danych do zapisania
- Kanał potwierdzenia zapisu

Dane mogą płynąć w obie strony pomiędzy master a slave jednocześnie. Ilość danych, które można przesłać w jednej transakcji w przypadku AXI4 wynosi 256 transferów, zaś AXI4-Lite pozwala na tylko 1 transmisję.

AXI4-Stream nie posiada pola adresowego, a dane mogą być przesyłane nieprzerwanie.

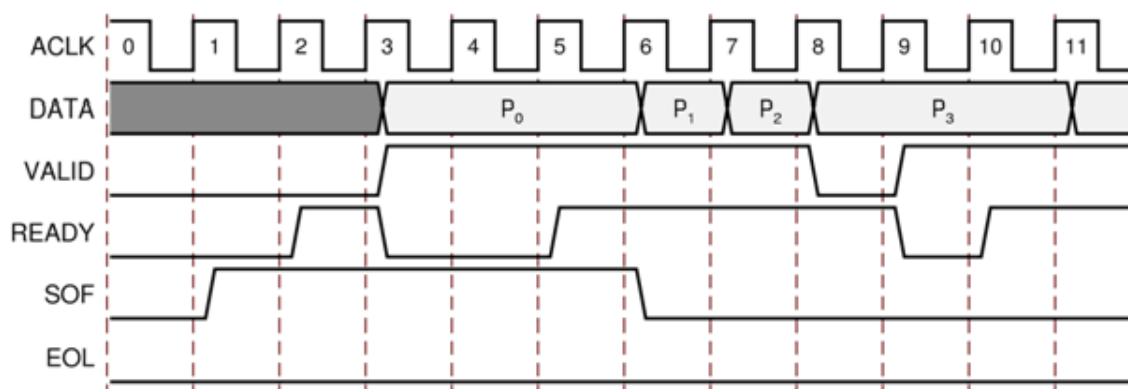
3.4. Wykorzystanie AXI-Stream do transmisji sygnału wideo.

W odróżnieniu od klasycznej implementacji przetwarzania strumieniowego wideo, w AXI-Stream przesyłane są jedynie aktywne piksele. Linie synchronizacji poziomej i pionowej są odrzucane albo są połączone do specjalnego bloku detekcji timingów, który mierzy parametry wchodzącego strumienia wizyjnego (liczba pikseli w linii, liczba aktywnych linii, czas wyciennienia itd.). Podobnie informacje o synchronizacji są dodawane przez blok generujący timingi.

Do transmisji wykorzystane jest 6 linii: jedna linia danych i pięć kontrolno-sterujących.

- Video Data – linia danych o szerokości jednego (albo dwóch) pikseli. Szerokość tej linii powinna być wielokrotnością liczby osiem (16, 24, 48 itd.)
- Valid – linia określająca czy dane piksela są poprawne,
- Ready – linia kontrolna informująca urządzenie master, że slave jest gotowy do transmisji danych,
- Start Of Frame – linia, która wskazuje pierwszy piksel nowej ramki,
- End Of Line – linia wskazująca ostatni piksel w linii.

Aby mógł wystąpić poprawny transfer danych linie Valid i Ready muszą być w stanie wysokim podczas rosnącego zbocza zegara. Przykładowe nawiązanie transmisji przedstawia rysunek 3.3



Rys. 3.3. Przykład rozpoczęcia transmisji Ready/Valid.

3.5. AXI VDMA

Wiele aplikacji wizyjnych wymaga przechowania całej ramki obrazu w celu jej dalszej obróbki np. podczas skalowania, przycinania bądź dopasowania liczby klatek na sekundę. Część programowalna układu Zynq zazwyczaj nie posiada wystarczającej liczby zasobów pamięciowych do przechowania klatki obrazu w swojej strukturze. W tym celu jest wykorzystywany mechanizm bezpośredniego dostępu do pamięci, który pozwala na przesłanie i wczytanie danych z logiki programowalnej do pamięci RAM bez konieczności angażowania procesora. Realizuje się to poprzez IP-Core AXI VDMA. Zapewnia on przejście między interfejsem AXI4-Stream, a AXI4 Memory Map w obu kierunkach. Przed rozpoczęciem przesyłania IP-Core jest konfigurowany poprzez interfejs AXI4-Lite. Konfiguracja zawiera adres w pamięci RAM do którego

ma być zapisana bądź wczytana ramka obrazu. Po wgraniu do pamięci ramki kontroler może wywołać przerwanie dla systemu procesorowego.

4. Realizacja

W celu detekcji pieszych, wykorzystany został połączony obraz termowizyjny (IR) i kolorowy (RGB) nazywany dalej RGBIR. Następnie ten obraz zostaje poddany analizie HOG oraz klasyfikacji za pomocą SVM. W celu ustalenia obszaru zainteresowania na obrazie termowizyjnym za pomocą wzorca probabilistycznego zostają wytypowani kandydaci.

4.1. Akwizycja obrazu

Obraz kolorowy służy jako obraz bazowy. Rozdzielczości 640 x 480 pikseli, prędkością 30 klatek na sekundę i głębi 8 bitów na kanał. Źródłem tego obrazu jest kamera podłączona do układu za pomocą interfejsu HDMI.

Na obraz bazowy zostaje nałożony obraz termowizyjny z kamery Lepton, który różni się znacząco parametrami.

Abu je zsynchronizować zastosowano bufor ramki, do którego jest zapisywany obraz z prędkością 9 klatek na sekundę, a odczytywany z prędkością 30. Kolejnym przekształceniem jest transformacja projekcyjna. Ma ona na celu powiększenie i dopasowanie obrazu termowizyjnego, tak by poprawnie pokrywał się z obrazem wizyjnym. W tym celu został zaimplementowany moduł, który oblicza na podstawie parametrów macierzy transformaty i współrzędnych piksela obrazu źródłowego odpowiadającą mu pozycję na obrazie termowizyjnym zapisanym w buforze ramki.

Następny moduł dokonuje interpolacji dwuliniowej. Do poprawnej interpolacji wymagane są 4 piksele otaczające obliczony z projekcji punkt. W celu zredukowania liczby dostępu do pamięci i zwiększenia szybkości działania, moduł zapamiętuje 4 ostatnio użyte wartości pikseli. Rozwiązanie to pozwala na pracę w czasie rzeczywistym małym kosztem zasobów układu.

Strumień wizyjny jak i termowizyjny działają w AXI-Stream. Umożliwia to łatwą synchronizację obu obrazów na podstawie sygnału SOF (ang. *Start of frame*). Moduł synchronizacji oczekuje na pojawienie się tego sygnału w strumieniu termowizyjnym. Do tego momentu wszystkie napływające piksele są odrzucane. Gdy pojawi się sygnał, strumień IR zostaje za-

trzymany i czeka na pojawienie się sygnał SOF w bazowym strumieniu wizyjnym. Po jego wykryciu strumień IR rusza. Oba strumienie zostają zsynchronizowane tworząc strumień wizyjny obrazu RGBIR. Następnie ten strumień zostaje przesłany do pamięci za pośrednictwem VDMA oraz (po koloryzacji i nałożeniu) wyświetlony na monitorze przez port VGA.

4.2. Kalibracja

Aby obraz termowizyjny poprawnie pokrywał się z obrazem RGB należy wykonać procedurę kalibracji. Kalibracja przeprowadzana jest ręcznie. Oprogramowanie kamery pozwala na zapisanie na karcie SD specjalnego obrazu kalibracyjnego, na którym jest zawarty zrzut aktualnie wyświetlanego obrazu wraz z nieprzetworzonym projekcyjnie obrazem IR. Następnie w pakiecie Matlab zostaje obliczona macierz transformaty projekcyjnej za pomocą wbudowanej funkcji. Wymaga ona wskazania 4 par odpowiadających sobie punktów na obrazie RGB oraz IR. Nową macierz można wgrać podając jej parametry w konsoli.

4.3. Wyznaczanie ROI

Strumień IR z kamery zostaje zbinaryzowany i poddany analizie w detektorze DPM korzystającym z wzorca probabilistycznego. Moduł DPM przesyła do pamięci listę koordynatów kandydatów wraz z mocą dopasowania. Moduł DPM został zaczerpnięty z pracy inżynierskiej. Moduł wykorzystuje strumień bezpośrednio z kamery. Wielkość okna detekcji wynosi 16 x 40 pikseli. Jeżeli badany obraz binarny wykazał odpowiedni poziom dopasowania do wzorca, zostaje wysłana o tym informacja poprzez AXI-Stream do pamięci. Zawiera ona koordynaty okna w układzie odniesienia kamery IR oraz wartość mocy dopasowania. Gdy zostanie zbadane ostatnie okno w obrazie, zostaje wysłany sygnał TLAST co wygeneruje przerwanie dla systemu procesorowego.

4.4. Klasyfikacja za pomocą HOG+SVM

Z listy kandydatów wygenerowanej przez moduł DPM wybierany jest wynik o najwyższej mocy dopasowania. Koordynaty z układu odniesienia kamery zostają poddane transformacji projekcyjnej do układu odniesienia kamery RGB. Z obszaru na obrazie RGBIR zawierającym potencjalnie człowieka zostają wyodrębnione cechy HOG, które następnie służą jako wektor dla SVM.

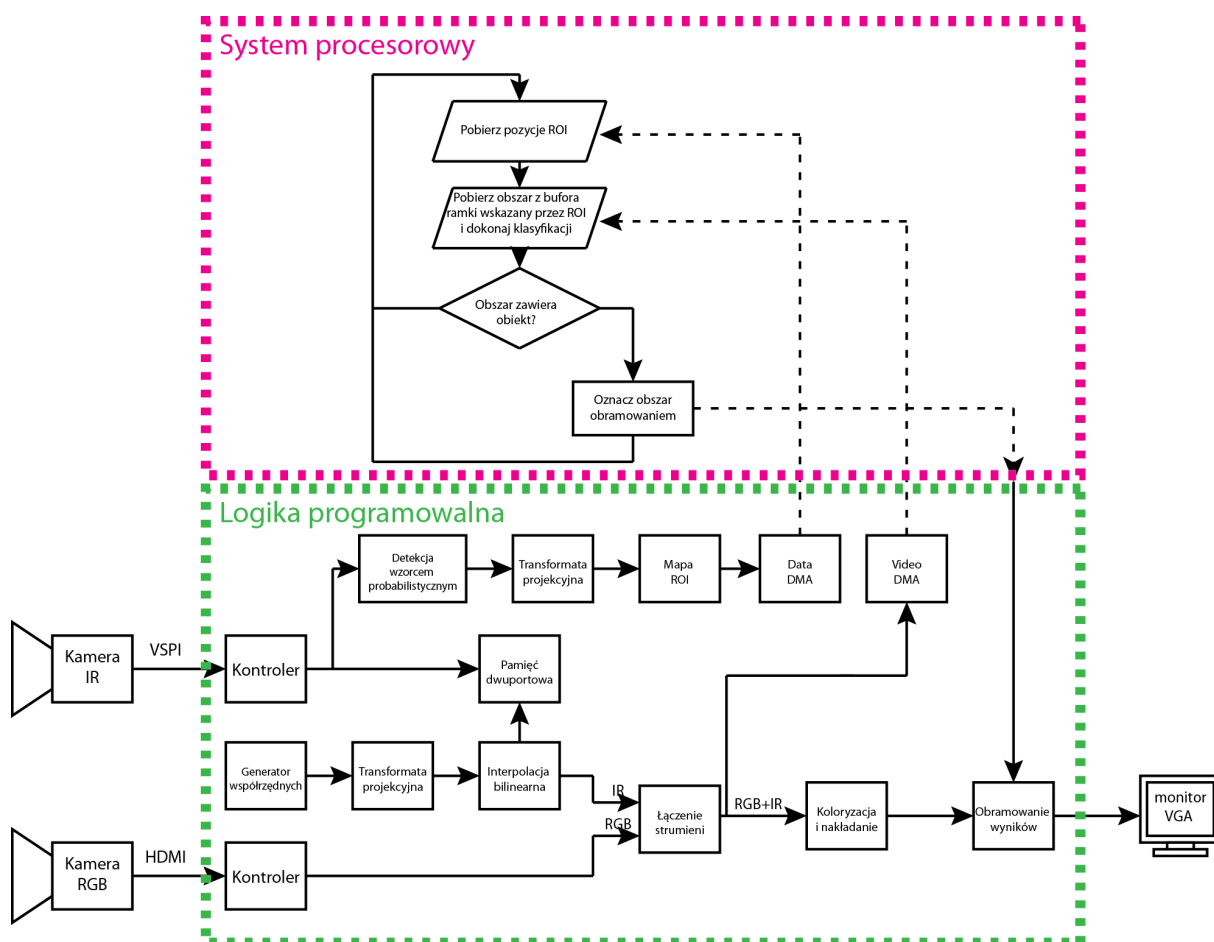
Klasyfikator został opracowany i nauczony na podstawie 60 wyselekcjonowanych obrazów. 30 z nich stanowiło próbką pozytywną zawierającą osobę, a 30 negatywną. Nauczanie zostało

zrealizowane przy użyciu oprogramowania Matlab. Próbkki pozytywne zostały wygenerowane poprzez zapis ROI wyznaczonych przez wzorec probabilistyczny.

4.5. Prezentacja wyników

Na wyjściu konsoli zostają podane współrzędne oraz moc dopasowania i klasyfikacja obiektu. Na obrazie wyjściowym VGA obszar ten zostaje zaznaczony zieloną ramką. Jeżeli potencjalny obszar nie został zakwalifikowany jako człowiek, ale miał największą moc dopasowania DPM to obszar zostaje zaznaczony czerwoną ramką. Czarna ramka oznacza, że nie został wykryty żaden obiekt.

Mając do dyspozycji układ heterogeniczny z rodziny Zynq-7000 firmy Xilinx, operacje zostały podzielone między logikę programowalną, a system procesorowy. Ogólny zarys rozwiązania został przedstawiony na rysunku 4.1.



Rys. 4.1. Schemat blokowy systemu detekcji.

Logika programowalna :

- Akwizycja obrazu poprzez HDMI (RGB) i VoSPI (IR),
- Transformata projekcyjna i interpolacja obrazu IR,
- Nałożenie i synchronizacja obrazu IR do obrazu RGB,
- Prezentacja wyników,
- Detekcja kandydatów za pomocą wzorca probabilistycznego.

System procesorowy:

- konfiguracja parametrów systemu wizyjnego w logice programowalnej poprzez interfejs AXI-Lite,
- Klasyfikacja obszarów wytypowanych przez wzorec probabilistyczny,
- Generowanie oznaczników.

4.6. Opis modułów

4.6.1. Kontroler kamery IR

Kontroler odpowiada za pobieranie obrazu z kamery IR poprzez interfejs VoSPI, który następnie zostaje zapisany do dwuportowej pamięci BRAM. Na początku pracy w stan niski ustawiany jest pin CS (ang. *Chip Select*), a po chwili rozpoczyna transmisję poprzez taktowanie zegarem SCK. Kamera reaguje na opadające zbocze zegara i wystawia kolejny bit danych na swoim porcie MISO. Strumień VoSPI składa się z 63 pakietów na ramkę obrazu. Pakiet rozpoczyna identyfikator składający się z numeru linii oraz sumy CRC pakietu (2 bajty na numer linii i 2 na sumę). Dane pakietu stanowi 160 bajtów – po dwa bajty na piksel w linii. Dane są przesyłane w 14-bitową wartość piksela oraz 2 zera wypełnienia. W przypadku niepoprawnej ramki numer identyfikator przyjmuje wartość xFxx. Ostatnie trzy pakiety stanowią telemetrię i są ignorowane.

4.6.2. Transformata projekcyjna

Moduł zamienia współrzędne z układu odniesienia kamery RGB odpowiadającym im na obrazie IR. Na wejściu podawany jest strumień AXI4-Stream zawierający timingi oraz 12 bitowe współrzędne X i Y. Moduł realizuje operację:

$$\begin{bmatrix} u_n & v_n & n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x & y & 1 \end{bmatrix} T \quad (4.1)$$

$$u = \frac{u_n}{n} \quad (4.2)$$

$$v = \frac{v_n}{n} \quad (4.3)$$

Moduł wystawia na wyjściu strumień timingów, 12 bitowe wartości U i V oraz ich części ułamkowe w U_fraction i V_fraction (14 bitów). W module zostały wykorzystane 34 z 80 dostępnych w układzie Zynq procesorów DSP48 do wykonania operacji arytmetycznych. Najwięcej zasobów jest pochłonięte przez moduł dzielniki dostarczony od producenta układu. Do implementacji jednej dzielniki zostało wykorzystane 14 modułów DSP. Dzielenie nie odbywa się w pełni potokowo. Użyty w dzielnicy algorytm High_Radix wymaga zatrzymania strumienia na czas obliczeń. Jednak dzięki zastosowaniu wyższej częstotliwości niż zegar pikseli obrazu RGB oraz bufora (250 MHz) nie stanowi to wąskiego gardła systemu. Macierz T jest zapisana w dziewięciu 32 bitowych rejestrach i konfigurowalna poprzez interfejs AXI4-Lite. Elementy macierzy są 25 liczbami w notacji stałoprzecinkowej: 1 bit znaku 10 – część całkowita, 14 – część ułamkowa.

4.6.3. Interpolacja bilinearna

Prosty moduł przeznaczony głównie do powiększania obrazów. Ma za zadanie pobrać z pamięci dwuportowej obrazu IR wartość piksela wskazaną na wejściu układu i wystawić na wyjście. Podobnie jak reszta systemu używa AXI4-Stream do przekazywania danych między poszczególnymi modułami. Dane na wejściu to współrzędne U i V oraz ich części ułamkowe U_fraction i V_fraction. Moduł został wyposażony w 4 rejestry, w których przechowywane są współrzędne oraz wartości 4 ostatnio użytych pikseli. Zabieg ten znacznie redukuje liczbę potrzebnych zapytań do pamięci. Podczas powiększania obrazów jest duża szansa, że kolejne koordynaty na wejściu UV odwołują się do tych samych czterech otaczających ich pikseli. W module jest sprawdzane, czy w pamięci są już wartości z koordynatów [U,V], [U+1,V], [U,V+1], [U+1,V+1]. Jeżeli któregoś piksela brakuje, jest on pobierany z pamięci i zapisywany w rejestrze przechowującym niepotrzebny piksel. Jeżeli wszystkie koordynaty się zgadzają, obliczana jest wartość piksela wyjściowego zgodnie ze wzorem (4.4).

$$Ir = A(1 - U_f)(1 - V_f) + BU_f(1 - V_f) + C(1 - U_f)V_f + DU_fV_f \quad (4.4)$$

gdzie: A, B, C, D odpowiadają wartościom pikseli w [U,V], [U+1,V], [U,V+1], [U+1,V+1], a Ir to wartość wyjściowa piksela wyjściowego. U_f i V_f stanowią U_fraction i V_fraction.

Moduł działa strumieniowo. W przypadku gdy jest wymagana aktualizacja rejestrów strumień jest wstrzymywany. biera wartość 4 otaczających, podanych na wejściu punktu, pikseli z

BRAM i na ich bazie jest wykonywana interpolacja. Moduł zapamiętuje 4 ostatnio użyte piksele które są na bieżąco aktualizowane wraz z zmianą położenia punktu wejściowego na obrazie IR.

4.6.4. Łączenie strumieni

Moduł posiada dwa wejścia dla obrazu. Jeden strumień jest głównym i do niego jest dołączany drugi strumień. Do synchronizacji została wykorzystana możliwość wstrzymania transmisji poprzez AXI4-Stream. Piksele z dołączanego strumienia są odrzucane do momentu pojawienia się sygnału SOF. W momencie pojawienia się sygnału SOF w strumieniu głównym transmisja zostaje wznowiona, pod kontrolą strumienia wyjściowego. Po przejściu całej ramki strumienie są ponownie synchronizowane.

4.6.5. Koloryzacja i nakładanie

Strumień RGBIR zostaje połączony w jeden obraz. Obraz IR zostaje poddany koloryzacji na podstawie 12-bitowego LUT i nałożony w proporcjach 50 na 50 z obrazem RGB. Na wyjściu jest podany 24 bitowy strumień RGB.

4.6.6. Obramowanie wyników

Moduł dodaje do obrazu podanego na strumień wejściowy ramkę, która następnie jest podawana dalej strumieniem wyjściowym. Parametry ramki są ustawiane przez dwa 32 bitowe rejestry. Pierwszy (`position_reg`) zawiera pozycję, gdzie ma się znajdować ramka na obrazie (lewy górny róg ramki), drugi (`parameters_reg`) odpowiada za kolor i wielkość ramki. Rejestry są konfigurowane poprzez AXI4-Lite.

4.7. System procesorowy

System procesorowy spełnia dwa podstawowe zadania: konfiguracja modułów zawartych w logice programowalnej za pomocą interfejsu AXI4-Lite, takich jak macierz projekcji, wartość progu binaryzacji i wartość progu mocy dopasowania dla modułu DPM, wzmocnienie oraz offset modułu normalizacji sygnału IR. Pozwala on również na zapisanie na karcie SD aktualnej ramki bądź pozytywnie sklasyfikowanego obrazu okna detekcji, jak i obrazu do przeprowadzenia kalibracji.

Drugim zadaniem jest przeszukanie listy kandydatów w celu znalezienia tego z największą mocą dopasowania, wyliczenie cech HOG i klasyfikacji SVM. Oryginalny rozmiar okna detekcji w układzie kamery IR wynosi 16x40 zaś na obrazie RGBIR analizowane jest okno 80x192

piksele. Jest ono podzielone na 60 komórek o wielkości 16x16 pikseli. Następnie obliczane są gradienty oraz histogram dla każdej komórki. Wykorzystany jest histogram ważony o 9 przedziałach. Do każdego histogramu jest przypisana dodatkowo suma kwadratów wszystkich wartości przedziałów. Następnie komórki są łączone w bloki 2 na 2, w obrębie których dokonuje się normalizacji wykorzystując wcześniej obliczone sumy kwadratów. Bloki nakładają się na siebie dając w sumie 44 bloki. Suma histogramów z wszystkich bloków tworzy 1584 elementowy wektor cech. Wektor jest przemnożony przez wektor beta uzyskany w procesie nauczania SVM i dodany bias. Jeżeli uzyskany wynik jest większy od 0, badane okno zostaje sklasyfikowane z wynikiem pozytywnym.

5. Wyniki i wnioski

Aby sprawdzić działanie i dokładność systemu została zaimplementowana możliwość zapisu obliczonego wektora cech na karcie SD. Następnie został obliczony przykładowy błąd względny między wektorem cech wyliczonym w implementacji programowej, a uzyskanym z systemu wizyjnego. Błąd oscyluje w granicy 10^{-6} co czyni go marginalnym i najprawdopodobniej wynika z różnic użytych bibliotek numerycznych.

<TU WSTAW WYKRES>

Na przebadanie jednego okna zaproponowany system procesorowy potrzebuje 75ms (dla porównania te same obliczenia w pakiecie Matlab zajmują około 23 ms). Dzięki zastosowaniu sprzętowego wyszukiwania ROI zadanie systemu procesorowego zostało ograniczone do obliczenia jednego okna z największym prawdopodobieństwem zawierania w sobie przechodnia. Kamera termowizyjna, będąca źródłem sygnału dla wzorca probabilistycznego, pracuje z prędkością 9 klatek na sekundę dając w przybliżeniu 111 ms na zbadanie danego okna więc system procesorowy mieści się w tych ramach czasowych z dużym zapasem.

Tabela 5.1. Wykorzystane zasoby logiki programowalnej.

| Resource | Utilization | Available | Utilization % |
|----------|-------------|-----------|---------------|
| LUT | 12583 | 17600 | 71,49 |
| LUTRAM | 617 | 6000 | 10,28 |
| FF | 19924 | 35200 | 56,60 |
| BRAM | 25,50 | 60 | 42,50 |
| DSP | 36 | 80 | 45,00 |
| IO | 43 | 100 | 43,00 |
| BUFG | 7 | 32 | 21,88 |
| MMCM | 1 | 2 | 50,00 |
| PLL | 1 | 2 | 50,00 |