

Sensorgebaseerde monitoring van de brandontwikkeling

Florian Vandecasteele

Promotoren: prof. dr. ir. Bart Merci, dr. lic. Steven Verstockt
Begeleider: Viktor Slavkovikj

Masterproef ingediend tot het behalen van de academische graad van
Master of Science in de industriële wetenschappen: elektronica-ICT

Vakgroep Mechanica van Strooming, Warmte en Verbranding
Voorzitter: prof. dr. ir. Jan Vierendeels

Vakgroep Industrieel Systeem- en Productontwerp
Voorzitter: prof. Kurt Stockman

Faculteit Ingenieurswetenschappen en Architectuur
Academiejaar 2014-2015



Sensorgebaseerde monitoring van de brandontwikkeling

Florian Vandecasteele

Promotoren: prof. dr. ir. Bart Merci, dr. lic. Steven Verstockt
Begeleider: Viktor Slavkovikj

Masterproef ingediend tot het behalen van de academische graad van
Master of Science in de industriële wetenschappen: elektronica-ICT

Vakgroep Mechanica van Stroming, Warmte en Verbranding
Voorzitter: prof. dr. ir. Jan Vierendeels

Vakgroep Industrieel Systeem- en Productontwerp
Voorzitter: prof. Kurt Stockman

Faculteit Ingenieurswetenschappen en Architectuur
Academiejaar 2014-2015



Voorwoord

De keuze om deze masterproef te volbrengen sluit nauw aan bij mijn persoonlijke interesses en achtergrond. Reeds van kindsbeen had ik veel interesse in de brandweer. Het brandverloop onderzoeken en voorspellen via videobeelden was dan ook een verrijking. Allereerst wil ik graag mijn interne promotoren prof. dr. Steven Verstockt en prof. dr. Ir. Bart Merci. bedanken voor hun steun en het delen van hun kennis gedurende mijn masterjaar. Door de aanwijzingen van hen werden de juiste stappen gezet naar een goed onderzoek. De kennis van prof. dr. Verstockt omtrent beeldverwerking en in het bijzonder bij de videoanalyse van brandhaarden leverde vele nieuwe ideeën op. De expertise van prof. dr. ir. Merci bracht dan weer vernieuwende accenten specifiek op brandverloop en modellering van branden. Ook de collega's van brandweer Roeselare brachten aandachtspunten naar boven waar verder op werd gewerkt.

Ir. Maggy Baetens van Araani wens ik te bedanken voor haar hulp. De verschillende testen die ze mogelijk maakte zorgden voor een praktische uitwerking van de masterproef.

Graag bedank ik ook iedereen die mij steunde afgelopen jaar. Vooral mijn vriendin Tine Dujardin stelde mij regelmatig gerust. Ook de medestudenten zorgden af en toe voor een vrolijke noot en wat afleiding tijdens het werken door.

Mijn ouders verdienen ook zeker een pluim voor hun steun en inzet. Door hen kon ik de afgelopen jaren vrij studeren, zonder veel zorgen en bracht ik verschillende projecten tot een goed einde.

Toelating tot bruikleen

De auteur geeft de toelating deze masterproef voor consultatie beschikbaar te stellen en delen van de masterproef te kopiëren voor persoonlijk gebruik. Elk ander gebruik valt onder de bepalingen van het auteursrecht, in het bijzonder met betrekking tot de verplichting de bron uitdrukkelijk te vermelden bij het aanhalen van resultaten uit deze masterproef.

The author gives permission to make this master dissertation available for consultation and to copy parts of this master dissertation for personal use. In the case of any other use, the copyright terms have to be respected, in particular with regard to the obligation to state expressly the source when quoting results from this master dissertation.

Florian Vandecasteele 1 juni 2016

Sensorgebaseerde monitoring van de brandontwikkeling

door Florian Vandecasteele

Masterproef ingediend tot het behalen van de academische graad van Master of Science
in de industriële wetenschappen: elektronica-ICT

Universiteit Gent

Faculteit Ingenieurswetenschappen en Architectuur 2014-2015

Vakgroep Industrieel Systeem- en Productontwerp

Voorzitter: prof. Kurt Stockman

Vakgroep Mechanica van Stroming, Warmte en Verbranding

Voorzitter: prof. dr. ir. Jan Vierendeels

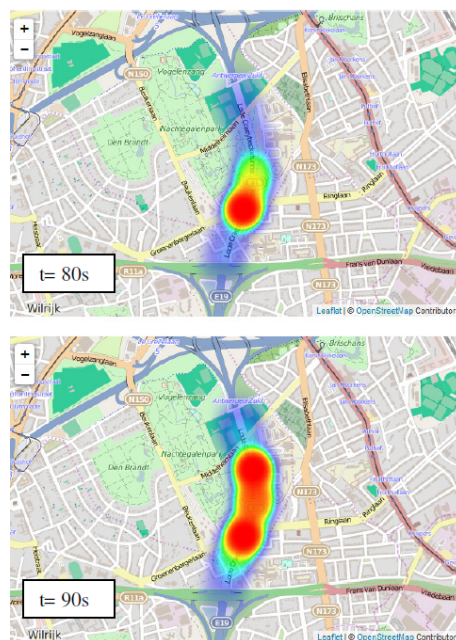
Promotoren: prof. dr. ir. Bart Merci, prof. dr. lic. Steven Verstockt, Begeleider: Viktor Slavkovikj

Videogebaseerde branddetectie is de laatste jaren verschillende malen onderzocht. De focus hierbij ligt vooral bij detectie. De verplaatsing van de rook, de hoogte van de rooklaag of de zichtbaarheid zijn weinig onderzochte thema's. Om hieraan een oplossing te bieden doet deze masterproef onderzoek naar wat er bestaat en welke verbeteringen er mogelijk zijn.

Indien de zichtbaarheid gekend is bij een brand dan kan er snel beslist worden uit welke zones de slachtoffers eerst geëvacueerd moeten worden. Het is immers interessant om te weten waar er een slechte visibiliteit is en dus waar er minder overlevingskansen zijn. Om de inzetbaarheid te valideren worden grootschalige tunnelbranden als testscenario genomen.

Het algoritme dat een spatiale en temporele indicatie voor de zichtbaarheid geeft, is gebaseerd op Canny edge detectie. Verschillende andere features zoals verandering in hue, saturatie, spectrum werden ook onderzocht, door flikkering van het vuur bleken deze echter niet nauwkeurig genoeg. Om een duidelijk overzicht te krijgen van de visibiliteit werd een heatmap gemaakt met risico levels voorgesteld in figuur 1. Met deze applicatie is het ook mogelijk om de rookpropagatie in de tunnel te monitoren voor verschillende opstellingen.

De hoogte en de verandering van de rooklaag geven een indicatie in welk stadium een brand zich bevindt. Een sterk zakkende rooklaag kan het begin zijn van een flash-over of wijzen op een grote brandlast. Om de brandontwikkeling te voorspellen is kennis van het gedrag van de warme rook nodig. Thermische camera's maken warme rook zichtbaar ten opzichte van koude rook. In deze paper wordt dan ook een methodiek voorgesteld om met statische thermische camera's de hoogte van rooklaag weer te geven. Hieraan wordt ook een schatting van de ruimte gekoppeld zodat de totale hoeveelheid rook in een ruimte berekend kan worden.



Figuur 1: Heatmap toont gevaarlevels in het Craeybecktunnel experiment

Een laatste bijdrage is het onderzoek naar het gebruik van low-cost thermische en visuele camera's bij brandbestrijding. Vooral de combinatie van beide spectra in een stereo visie systeem geeft een grote meerwaarde. Een opsomming en optimalisatie van visuele stereovisie wordt gegeven waarna een eigen methode wordt voorgesteld voor de cross spectrale stereomatching. De techniek blijkt nog verdere optimalisatie nodig, maar toont wel reeds aan dat low-cost thermische camera's voldoende meerwaarde geven bij het monitoren van de brandontwikkeling.

Trefwoorden - IR, thermovisie, zichtbaarheid, rookverspreiding, tijdruimtelijke analyse, videoanalyse, beeldverwerking

Evaluation of video-based visibility measurements in tunnel fire experiments

Florian Vandecasteele

Research lab ELIT, Department of Industrial System and Product Design ISP,
Ghent University Graaf Karel de Goedelaan 5, 8500 Kortrijk, Belgium

I. INTRODUCTION

Video based fire detection with camera's is discussed several times in the passed years. However, the focus has mainly been on detection. The propagation of the smoke, the height of the smoke layer and the visibility is not commonly investigated with camera's. To further investigate these topics and to optimise the evacuation of casualties when a fire strikes, this paper introduces several video based visibility metrics which can be used for evacuation. It's really good to now were the visibility is good. If a quantitative measure exist in video images it's possible to adapt the tactic of the fire brigades. The implementations in this paper where tested in videos taken in a real fire test in a large-scale road tunnel in Flanders, Belgium.

II. SMOKE READING

Reading and understanding smoke is essential for predicting the fire [4]. The localization, the size, the thickness of the smoke can change the action plan. It is also an important factor for the evacuation of people out of a tunnel/house/...

The speed of the smoke on the other hand will indicate something about the pressure built up inside the building. The movement of the smoke will indicate if there is a large pressure inside. Combined with the turbulence this will give an impression of the possibility of a flash-over or ignition of the fire. If these features could be measured by an automated system, these could help the fire officer to make decisions. The smoke volume indicates a small thing about the size of the incident. It gives an impression of the event. For example a small fire can set a house full of smoke, but a huge warehouse/ tunnel need a great fire before it is completely filled with smoke. The evacuation of people will be in both cases completely different.

Not only the movement but also the thickness of the smoke will give a lot of information about the fire. The smoke density or the thickness indicates if further burning is possible. A thick smoke results in a possible flash-over and further burning. A thick, black smoke or in other terms a very bad visibility drops fast the life chances of a victim. Thick smoke contains a lot of polluted elements but also a lot of carbon monoxide. This will result in a very fast death. A low-visibility will also make the work of a fire crew very hard to find victims. A fast evacuation of these regions will be necessary to increase the chance to survive. The proposed algorithm is a first start to automate the measurement of the smoke density and movement in a tunnel.

A last measurement of the smoke besides of the temperature is the color. This is not a really good feature to indicate the amount of non-ignited fuel in the smoke gasses. White smoke could contain a high concentration pyrolyse gasses, which are very inflammable. But white smoke could also stands for inert waterspout.

III. TEST SET-UP

A. Tunnel configuration

The Craeybeckxtunnel is a tunnel between Brussel and Antwerp N 51°10'49", E 4°24'57". To see the propagation of the smoke and to look if the ventilation system works correctly a real pool fire is ignited. Besides the monitoring of the visibility metrics and the fire spread in case of a car fire, the video images will also be used for validation of the CFD (computational fluid dynamics) simulations in large spaces. There will be investigated if CFD correlate with the reality. The ventilation system in the tunnel is transversal to the drive direction. This is not common used and gives also the opportunities to see how smoke moves in such circumstances. The fire power must be limited to avoid sever damage of the tunnel. On the other hand, the power of the fire must be realistic to get a similar dynamic in the smoke movement. In case of a fire is it important that the operators and the fire crews quickly decide where it's possible to evacuate. If there is an automatic system that approach the human perception of the visibility a faster decision can be taken.

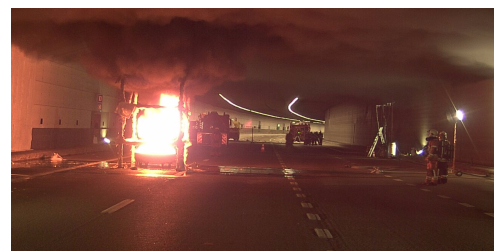


Fig. 1. Picture of set-up with pool fire

B. Visibility features

The most common features to detect the visibility in an image are the brightness, saturation, contrast. When these features are determined a classification can be done. The features can be pixel based, but it can also be block-based in a region of interest. Proposed by Roser and Moosmann. [6] they use decision trees, random forest, support vector machine... The negative



Fig. 2. Picture of set-up with car and palates

thing on these classification is that a change in lighting of the scene or moving objects badly influence the visibility classification. The Classification makes also that only a few classes can be determined (example: good/average/bad visibility) there is no real subjective value. The features can be determined block based or on the whole image. In the testing and evaluation of features a sub block was chosen where there was smoke. First of all the captured image was converted to HSV (hue, saturation, value) colorspace to easily get the saturation, contrast values as a feature.

A second method to get the visibility is looking for the visible edges on the screen. If the edges counted in the image are georeferenced, i.e., labelled with the real distance it's also possible to say how far it's possible to see. Narvekar et al.[5] use something similar to measure the sharpness of image. The entire image is divided in sub-blocks. In each block were the edge pixels counted. If this is higher than a threshold value then the block could be seen as a good visible part. If it is a bad block. The minimal length of the edge line is measured just like the contrast and this gives a probability for blurriness. The blurriness could be used like a visibility measure in smoke circumstances.

Frequency analysing is also possible as a feature to measure the sharpness, the visibility. An FFT (fast fourier transform) is done on the video. A large spectrum contains less or none smoke, a small spectrum could stand for smoke. This is also seen in the figure 3.

IV. ALGORITHM

In this paper we propose a new method for the smoke visibility measurement. Before performing the edge detection the image was converted to the HSV colorspace[3]. This is done because a change in lightning or an change in colors doesn't influence the algorithm, also other smoke detection algorithms use HSV colorspace for determining smoke.[2] In the value component all the changes where good noticeable.

Then a Canny edge detection is done.[1] Canny edge detection is optimized for detecting correct edges. This is done by applying a Gaussian filter to smooth the image and remove the noise. Also an hysteresis tracking of the edge makes that all the weak connected edges are suppressed. Pre- and post processing where done in Canny. After that, all the bright pixels

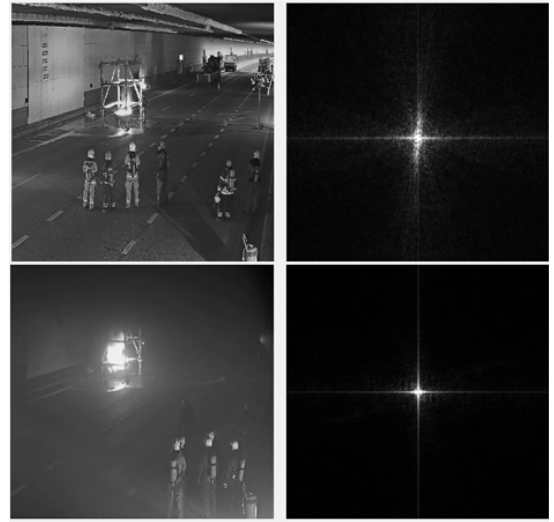


Fig. 3. FFT on upper image no smoke, lower image smoke and smaller spectrum

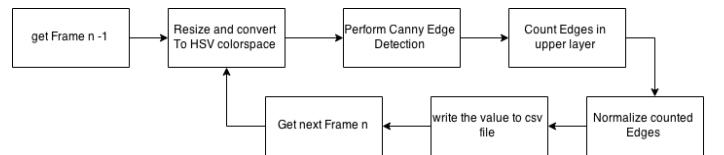


Fig. 4. flowchart of the proposed algorithm

in the upper part of the image where counted. This value give a quantitative measure for visibility and gives also an indication of the smoke level. Only the upper part are counted because of the walking of people in the lower part of the image. Smoke will rise thus the upper part will contain most of the smoke.

V. EXPERIMENTAL RESULTS

A. Visibility features

To test if features like saturation, hue, value are good to detect the difference in visibility different scenarios were evaluated. First an scenario were smoke propagated randomly and no steady smoke layer is visible. The total visibility drops when the time

$$H = \begin{cases} \left(0 + \frac{G-B}{MAX-MIN}\right) * 60 & \text{als } R = MAX \\ \left(2 + \frac{B-R}{MAX-MIN}\right) * 60 & \text{als } G = MAX \\ \left(4 + \frac{R-G}{MAX-MIN}\right) * 60 & \text{als } B = MAX \end{cases}$$

$$S = \frac{MAX - MIN}{MAX}$$

$$V = MAX$$

Fig. 5. Conversion from RGB to HSV values

increase. In the second scenario there is smoke, the visibility drops, but then there is a clear neutral layer and good visibility. To look at the features a sub block is taken on the upper part of the image to ensure that there is smoke and changing in visibility.

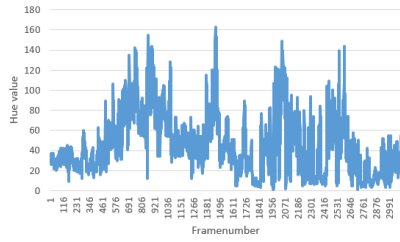


Fig. 6. Hue in the video scenario 1

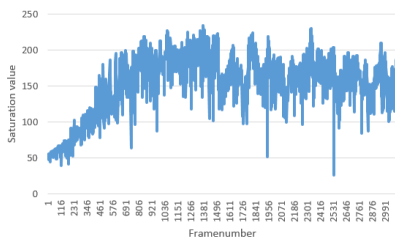


Fig. 7. Saturation in the video scenario 1

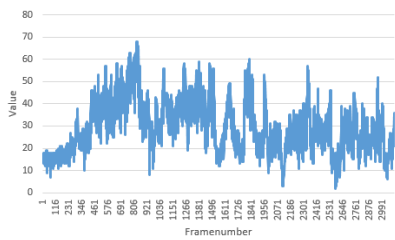


Fig. 8. Value in the video scenario 1

The first graph (figure 6) fluctuate, in the begin there is a small increase of the Hue. But there is not steady value. There is no straight corresponding of the visibility and the Hue. In the second graph (figure 7) there is a good trend and a little drop in the middle but also fluctuation. The random values are due the fire flickering in the image. There can be seen that an increase in the saturation could correspond to the visibility in the image. In the third graph (figure 8) there is a trend but also fluctuation. The random values are due the fire flickering in the image. There is no straight forward corresponding of the value and the visibility on that moment.

In graph (figure 9) there is a increase of values at the begin but also a lot fluctuation. The drop of the visibility and the creating of a neutral layer could not be mentioned in the graph. The features value, saturation, hue are not the best to describe the visibility in a smoke image

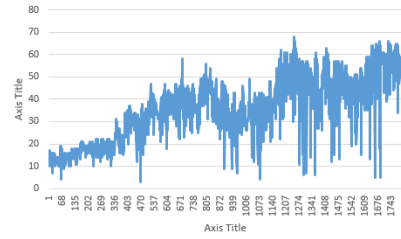


Fig. 9. Value in the video scenario 2

B. Algorithm with Canny edge detection

Performing Canny edge detection on an image with (figure 11) an without fire (figure 10). The image with fire contains less edges than the begin image. The edge density will represent the visibility through the smoke.



Fig. 10. Canny edge detection on the begin image



Fig. 11. Canny edge detection on a fire image

C. Tunnel configuration

The quantitative value of visibility can be given by the edges on the upper part of the image. The edge value decrease for the first scenario(label 1) and subjectively can be seen in the video that the visibility also decrease and the smoke increase. In the second scenario there is a steady smoke layer, but in the middle part of the video there is a little turbulent period (label 2), but then the smoke clears up. This trend is also good visible in the graph (figure 12). If there are several cameras with the algorithm in a tunnel, then it's possible to identify where there is less or more smoke. This helps to decide where to evacuate first the victims.

To evaluate the tunnel set-up in the Craeybecktunnel all the camera's in the tunnel were monitored during the tests. All the video streams were used as input for the algorithm proposed in

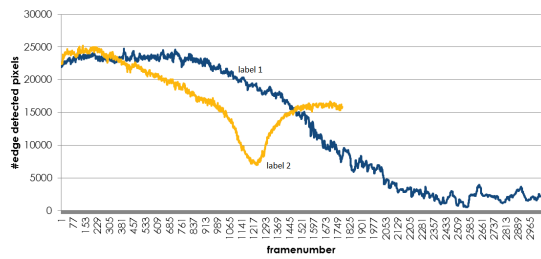


Fig. 12. Quantitative edges, blue first scenario, yellow second scenario

this paper. Each value was written to a comma separated csv file.

VI. APPLICATION

In order to generate a 2D fire map of the smoke risk levels at timestamp T, we developed a dynamic JavaScript-based web page. The web page makes use of the Leaflet.heat and leaflet.js heatmap plugin, which is a tiny, simple and fast solution for heatmap generation. This plugin constructs a heatmap layer on top of a map given an array of latitude/longitude points and a point intensity, i.e., the smoke risk level in our tunnel experiments.

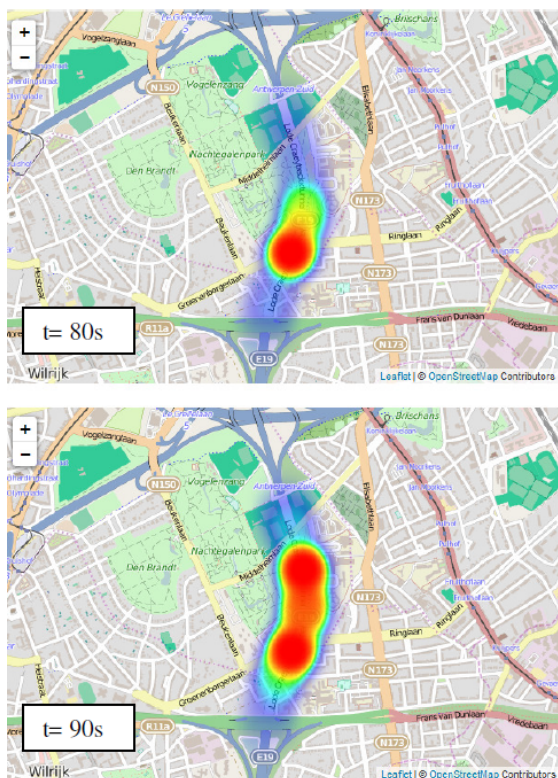


Fig. 13. Heatmap maps showing smoke risk level in the Craeybeckxtunnel experiment

Figure 13 shows two examples of fire maps generated for the Craeybeckxtunnel tests using the heatmap functionality. As can be seen in the first example, only small central part of the tunnel has low visibility, while the other parts of the tunnel are still

smoke-free. In the second example, smoke starts spreading towards both side of the tunnel, indicating low visibility over the entire tunnel. This information can be very useful for fire incident management, such as evacuation planning.

VII. CONCLUSION

This paper proposed several methods for defining visibility metrics in tunnel fires. The edge detection came as best algorithm. The detection can be used as a quantitative measurement for the visibility in smoke circumstances. With this measurement it's possible to decide risk levels and allows a faster decision where to evacuate first the victims. The features also proposed in this abstract are much dependent of the flickering of the fire and this could give false results. These could be investigated an optimized further on. Also an overview of the smoke propagation through the different scenarios in the Craeybecktunnel was made with the new algorithm.

REFERENCES

- [1] John Canny. A computational approach to edge detection. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, (6):679–698, 1986.
- [2] A Enis Çetin, Kosmas Dimitropoulos, Benedict Gouverneur, Nikos Grammalidis, Osman Günay, Y Hakan Habiboğlu, B Uğur Töreyn, and Steven Verstockt. Video fire detection–review. *Digital Signal Processing*, 23(6):1827–1843, 2013.
- [3] Rafael C Gonzalez and Richard E Woods. *Digital image processing*. Pearson Education, 3 edition, 2010.
- [4] Siemco Baaij Karel Lambert. *Brandverloop technisch bekeken en tactisch toegepast*, volume 1. SDU uitgevers, 1 edition, 2011.
- [5] Niranjana D Narvekar and Lina J Karam. A no-reference perceptual image sharpness metric based on a cumulative probability of blur detection. In *Quality of Multimedia Experience, 2009. QoMEX 2009. International Workshop on*, pages 87–91. IEEE, 2009.
- [6] Martin Roser and Frank Moosmann. Classification of weather situations on single color images. In *Intelligent Vehicles Symposium, 2008 IEEE*, pages 798–803. IEEE, 2008.

Inhoudsopgave

Voorwoord	v
Toelating tot bruikleen	v
Overzicht	vi
Extended abstract (Engelse versie)	viii
Inhoudsopgave	xiii
1 Inleiding	1
1.1 Bedrijfsvoorstelling	1
1.2 Probleemstelling	1
1.3 Doelstellingen	2
1.4 Projectaanpak	2
2 Literatuurstudie en technologieonderzoek	3
2.1 Sensoren	3
2.1.1 Thermische camera's	3
2.1.2 Optische sensoren	6
2.2 Beeldverwerking	6
2.2.1 Software	6
2.2.2 Kleurmodellen	6
2.2.3 Ruisfiltering	9
2.2.4 Randdetectie	10
2.2.5 Histogramegalisisatie	11
2.3 Detectiealgoritmes	12
2.3.1 Rook-en vuurdetectie	12
2.3.2 Evaluatie	12
2.4 Praktische cases	14
2.4.1 Waste plant	14
2.4.2 Tunnelcase	15
2.4.3 Rooklaagpropagatie monitoren	16
2.5 Rook en vuur lezen	17
2.5.1 Algemene principes en werkwijze	17
2.5.2 Toepassingen	17

3	Visibiliteitsbepaling bij branden	19
3.1	Algemene principes	19
3.2	Features	19
3.2.1	Visibiliteit features	19
3.2.2	Experimentele resultaten	21
3.3	Applicatie	24
3.4	Evaluatie	24
3.4.1	Testen voor de Craeybecktunnel configuratie	25
3.4.2	Visualisatie actuele visibiliteit via een heatmap	25
4	Thermische bepaling van de karakteristieken van de rooklaag	30
4.1	Algemene principes en noden	30
4.2	Algoritme	30
4.3	Evaluatie in reële omstandigheden	32
5	Stereovisie bij brandbestrijding	33
5.1	Inleiding	33
5.2	Visuele stereovisie	33
5.2.1	Principe	33
5.2.2	Basisalgoritme	35
5.2.3	Optimalisatie basisalgoritme	38
5.2.4	Toepassingen	38
5.3	Thermal infrarode stereovisie	39
5.4	Cross spectrale stereo-matching	40
5.4.1	Thermische versus visuele stereovisie in rookomstandigheden	40
5.4.2	Bestaande algoritmes	41
5.4.3	Voorstelling nieuwe methodiek	43
6	Conclusie	46
6.1	Besluit	46
6.2	Toekomstperspectieven	47
6.2.1	Sociale media	47
6.2.2	Handheld camera's	47
6.2.3	Forecasting	48
	Literatuurlijst	49
	Appendix A	50

Lijst met afkortingen

bst barium strontium titanate

CFD Computer Fluid Dynamics

csv comma-separated values

FFT fast fourier transform

fov field of view

fpa focal plane array

HSV Hue, Saturation, Value

IEEE Institute of Electrical and Electronics Engineers

ISA 95 95^{ste} standaard van de International Society of Automation

NIST National Institute Of Technology

RGB rood groen en blauw

SAD sum of absolute differences

SSD sum of squared differences

YUV Luminantie, Chrominantie kleurenmodel

Lijst van figuren

1	Heatmap toont gevaarlevels in het Craeybecktunnel experiment	viii
2.1	Stralingsspectrum	3
2.2	Low-cost thermisch versus visueel beeld	4
2.3	Flowchart MEAM-techniek	5
2.4	Schematische voorstelling digitaal beeld	6
2.5	Conversie van RGB naar HSV waarden	7
2.6	Evaluatie omzetting RGB naar HSV op testcases campus Vesta	7
2.7	Evaluatie omzetting RGB naar YUV	8
2.8	Salt en pepper ruis	9
2.9	Witte ruis	9
2.10	Canny edge detection bij verschillende rook omstandigheden	10
2.11	HistogramEqualisatie	11
2.12	Foto van de opstelling met poolbrand	15
2.13	Foto van de opstelling met autobrand	15
2.14	Kleur van de rook in functie van brandbaarheid en temperatuur	18
2.15	Kleur van de vlammen in functie van de temperatuur	18
3.1	Gecombineerde video beelden voor subjectieve evaluatie	20
3.2	Feature waarden bij verschillende omstandigheden	21
3.3	Hue feature bij verschillende omstandigheden	22
3.4	Saturation feature bij verschillende omstandigheden	22
3.5	Value feature bij verschillende omstandigheden	22
3.6	Fft bij afbeelding met en zonder rook	23
3.7	Flowchart zichtbaarheid algoritme	24
3.8	Canny edge detection bij verschillende rook omstandigheden	24
3.9	Vergelijking van de zichtbaarheid voor twee verschillende testen met dezelfde camera	25
3.10	Temporeel verloop in het middenste segment van de tunnel	25
3.11	Temporeel verloop aan de uiteinden van de tunnel	26
3.12	FireGIS architectuur voor spatiaal en temporele analyse van de rook	26
3.13	Sensor en meta data input	27
3.14	Flowchart uitgebreide algoritme	27
3.15	Csv file met coördinaten van de camera, de tijdseenheid en het rook level	28
3.16	Heatmap voor de rook levels in de Craeybecktunnel	28
4.1	Flowchart om de neutrale laag bij brand te bepalen	30
4.2	Links het thermisch beeld, rechts het geïnverteerde beeld	31
4.3	Links het thermisch beeld, rechts het gethresholde beeld	31
4.4	Container te Zedelgem met overeenkomstige maten	32

4.5	Applicatie om neutrale laag te visualiseren	32
5.1	Basisopstelling stereovisie systeem	33
5.2	Afleiding formule stereovisie	34
5.3	Stereovisie basis applicatie	36
5.4	SAD en SSD afbeeldingen bij verschillende kernel groottes	37
5.5	Geoptimaliseerde disparity map	38
5.6	Thermisch en visueel beeld brandproeven Zedelgem	39
5.7	Calibratie voor cross spectrale stereovisie	41
5.8	Disparity map door segmentatie	42
5.9	Visueel en thermisch beeld met overeenkomstige gradient	44
5.10	Thermisch en visueel beeld met overeenkomstige disparity map	44
5.11	Thermisch en visueel beeld met overeenkomstige disparity	45
6.1	Voorstelling C-Thru brandweerhelm	47

Lijst van tabellen

2.1	State-of-the-art rook en branddetectie methodes deel 1	13
2.2	State-of-the-art rook en branddetectie methodes deel 2	13
5.1	Tijdsberekening voor verschillende kernel groottes	36
5.2	Overeenkomst voor stereovisie bij omgeving zonder rook	40
5.3	Overeenkomst voor stereovisie bij omgeving met rook	40

1 Inleiding

1.1 Bedrijfsvoorstelling

Een gedeelte van de masterthesis werd uitgevoerd in samenwerking met Araani. Deze startup specialiseert zich in vroegtijdige en betrouwbare rookdetectie door gewone bewakingscamera's te voorzien van software zodat deze ook ingezet kunnen worden als brandbeveiliging. Het huidige onderzoek van Araani focust zich specifiek op afvalverwerkingsbedrijven. De reden hiervoor is dat deze bedrijven een grote kans hebben op spontane ontbranding. De grote brandlast binnen deze omgeving maakt dat een niet opgemerkte brandhaard snel tot grote gevolgen kan leiden. Een robuust, snel reagerend systeem zonder een grote installatiekost is nodig. Het is hierbij niet de bedoeling om een eigen systeem te gaan bouwen. In deze masterproef wordt echter wel gezocht welke features er een mogelijke toevoeging kunnen zijn aan de bestaande systemen. De integratie van een zichtbaarheidsmetriek is hiervan een voorbeeld.

Een tweede gedeelte van deze masterthesis is de video analyse van grootschalige brandproeven in de Craeybeckxtunnel, die in opdracht van het Agentschap Wegen en Verkeer werden uitgevoerd eind 2014. Samen met Araani en Flir, hebben wij voor de opnames en verwerking van de beelden gezorgd. Om de werking van ventilatie bij een reële brand te kunnen inschatten werden verschillende brandtesten uitgevoerd en gefilmd. De analyse van deze beelden moet het mogelijk maken om de rookpropagatie beter te kunnen visualiseren. Ook de modellering via CFD (Computational fluid dynamics) wordt vergeleken met bekomen resultaten. De bekomen resultaten worden dan teruggekoppeld naar de installateurs van de ventilatiesystemen opdat in de toekomst de meest veilige installatie wordt ingeschakeld.

1.2 Probleemstelling

Verschillende onderzoeken werden reeds gedaan om branddetectie of rookdetectie mogelijk te maken via videobeelden of andere sensoren. Deze zijn vaak algemeen en hebben enkel detectie als doel. De doctoraatsthesis van prof. dr. Verstockt gaat echter dieper en doet ook verdere analyse van het brandverloop, wat een goede start was voor dit onderzoek. In die thesis zijn reeds verschillende technieken aangehaald en dit zowel met visuele, infrarood en time of flight videobeelden. De hoogte en de propagatie van de rooklaag en de actuele zichtbaarheid zijn weinig onderzochte topics. Voor evacuatie doeleinden is het echter zeer interessant om de zichtbaarheid kwantitatief te bepalen. De tactische aanpak bij een reële brand kan hierdoor geoptimaliseerd of aangepast worden. Ook binnen de brandbestrijding is het gebruik van handheld camera's meer en meer een feit. Een 3D mapping of het gebruik van stereovisie met behulp van handheld camera's binnen brandbestrijding wordt verder onderzocht. Hierbij wordt nagegaan wat de extra data als meerwaarde kan opleveren.

1.3 Doelstellingen

Allereerst wordt een onderzoek gedaan naar de huidige detectie algoritmes voor rook en brandhaarden. Een oplisting van de algoritmes volgt verder in deze thesis met vooral een nadruk op specifieke voor-en nadelen en de toepasbaarheid binnen verschillende contexten. Ook de gekende beeldverwerking algoritmes die worden toegepast in de branddetectie of brandmonitoring worden opgesomd en verder onderzocht.

Verschillende kleurenspectra worden afgewogen ten opzicht van elkaar voor de verschillende testcases. Features worden gezocht voor verschillende brandopnames zodat de brandontwikkeling kan gemonitord worden. Bij de testcase in de Craeybeckxtunnel wordt de rookverspreiding en propagatie in beeld gebracht. Alsook een evaluatie van de detectie en analyse algoritmes die reeds toegepast worden. Tot slot wordt onderzocht hoe low cost warmte en visuele camera's kunnen worden geïntegreerd bij brandbestrijding. Dit door zowel de thermische als de visuele beelden afzonderlijk te bekijken, maar eveneens door deze te integreren in een stereovisie algoritme. De metadata en camera eigenschappen zullen samen met de omgevingskarakteristieken worden gebruikt om een detectie en opvolging van de brandhaard te doen.

1.4 Projectaanpak

We starten deze masterproef met een grondige literatuurstudie van de verschillende branddetectiealgoritmes en technieken. Hierna volgt een onderzoek hoe de verschillende camera's gebruikt kunnen worden bij de verschillende testen. Uiteindelijk volgt het ontwikkelen van een algoritme om de rookpropagatie te visualiseren en de optische zichtbaarheid weer te geven. Het algoritme wordt afgetoetst aan verschillende gebruikscases.

Als laatste wordt de hoogte van de rooklaag in functie van de tijd gevisualiseerd. Hieraan wordt een berekening toegevoegd om de hoeveelheid warme rook in een ruimte te schatten.

2 Literatuurstudie en technologieonderzoek

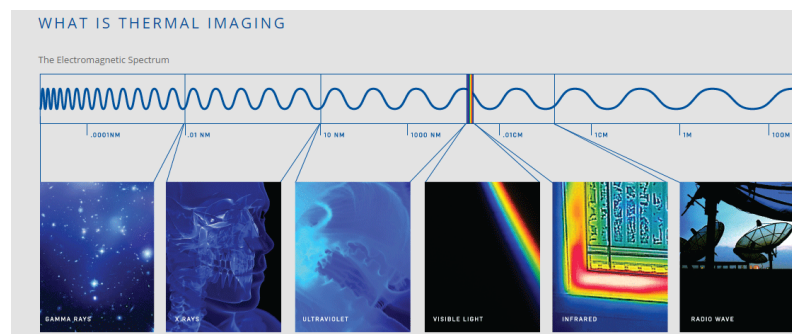
Gedurende de verschillende testen worden camerabeelden verzameld. Om een goed beeld te hebben van de beeldverwerking wordt eerst bekeken hoe de verschillende toestellen werken. Ook de gebruikte basiseigenschappen van beeldverwerking worden kort beschreven samen met de softwarebibliotheken en gekende detectiesystemen. De algemene doelstellingen van de testen in de Craeybecktunnel worden ook in dit hoofdstuk beschreven.

2.1 Sensoren

Beelden worden genomen in verschillende banden van het elektromagnetische spectrum. De verschillende golflengtes zullen elk andere informatie bevatten. Bij de testcases wordt vooral onderzocht wat zichtbaar en infrarood licht als meerwaarde kunnen opleveren bij branden.

2.1.1 Thermische camera's

Thermische camera's worden meer en meer gebruikt. De kostprijs van deze toestellen blijft dalen en ook meer en meer applicaties worden op de markt gebracht. De straling wordt uitgezonden door alle objecten die een temperatuur boven 0 graden Kelvin hebben en de hoeveelheid van straling neemt toe met de temperatuur. [1] infraroodstraling is elektromagnetische straling die binnen het spectrum 900 tot 14 000 nanometer ligt. Figuur 2.1 geeft een weergave van de golflengte en de overeenkomstige klasse.



Figuur 2.1: Stralingsspectrum

Bij vlamdetectie wordt de spectrale band in het lange golf infrarood bestudeerd. Vlammen zijn in deze band het best zichtbaar zonder veel storing van andere objecten. Om verschillende IR camera's met elkaar te vergelijken worden evaluatiecriteria opgezet. Allereerst de focal plane array (fpa) of de hoeveelheid lichtgevoelige pixels. De field of view (fov) is een maat voor de kijkhoek van de camera, deze zal niet direct invloed hebben op de beeldkwaliteit. Echter bij toepassingen met verschillende camera's zal de fov gelijk moeten zijn. De spatiale resolutie is een maat voor de mogelijkheid die de camera heeft om details van de situatie weer te geven.

De effectieve temperatuurrange is de mogelijkheid van de camera om relatief kleine temperatuur verschillen te zien in situaties waar grotere temperatuurverschillen binnen het field of view bestaan.

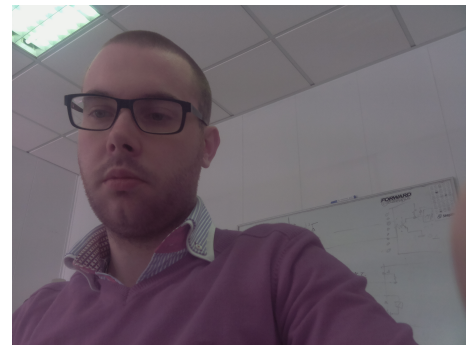
Deze verschillende parameters worden via bestaande methodes vastgelegd per camera en met elkaar vergeleken. NIST (National Institute Of Technology) [2] [3] heeft hierover verschillende papers omtrent de evaluatie van thermische camera's en de beeldkwaliteit, dit specifiek voor toepassingen in brandbestrijding.

Thermische camera's kunnen worden opgedeeld in 2 verschillende detectie technologieën. Degene die ongekoelde fpa gebruiken zoals de vanadium oxide. Anderzijds degene die een kleine thermo-elektrische koeler bevatten die de detector temperatuur stabiliseert zoals de of barium-strontium-titanate(bst) technologie. De vanadium-oxide sensoren meten de verandering in elektrische weerstand door de warmte-invloed van de infraroodstraling. De DC-gekoppelde sensoren leveren een output die een functie is van de absolute infraroodstraling. Terwijl de bst sensoren een AC-gekoppeld systeem zijn die een relatief level van infraroodstraling geven. De output moet hier dus nog een correctie krijgen gebaseerd op een referentiepunt.

Om een low-cost model van infrarood camera's te onderzoeken wordt nagegaan wat er met de Flir One lepton camera kan worden gedaan. Deze long wave infrarode camera heeft 80 op 60 actieve pixels die een thermische gevoeligheid kunnen meten van 0,1 graden verschil. De kostprijs van deze camera bedraagt 200 dollar wat laag is in vergelijking met andere thermische camera's. De lagere resolutie levert wel beperkingen op naar interpretatie van de beelden.



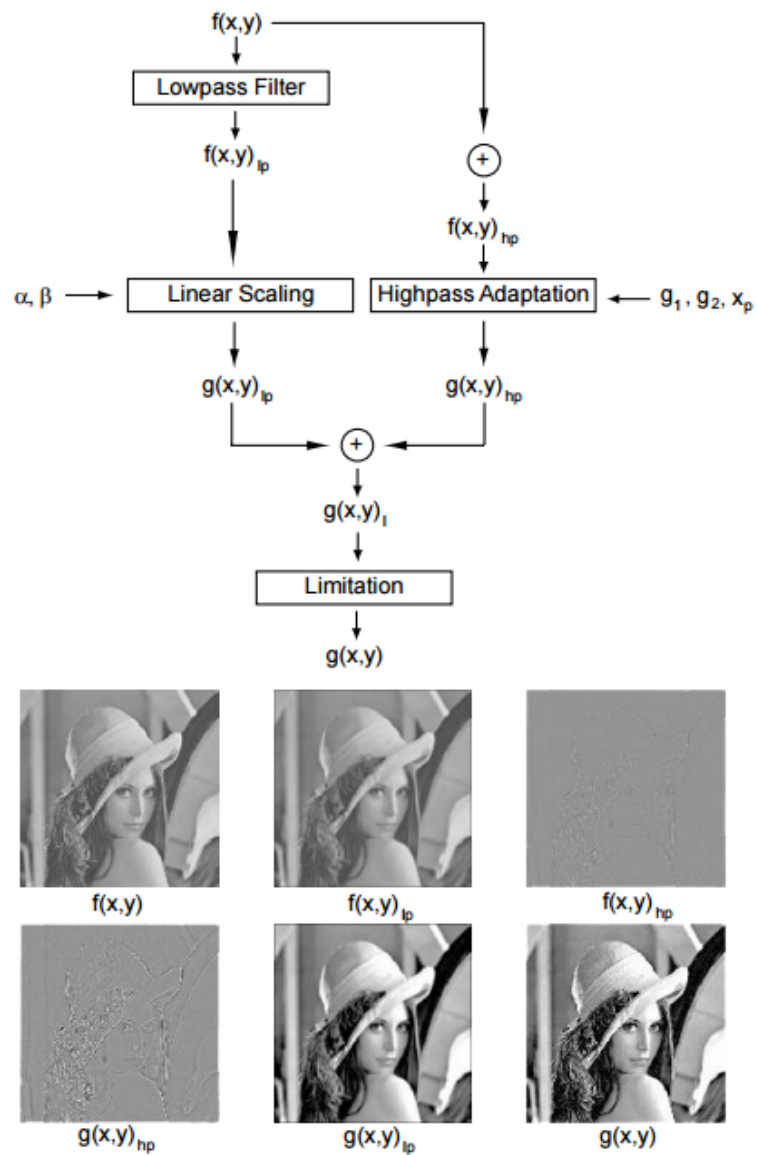
(a) Thermisch beeld met Lepton



(b) Visueel beeld met Pi camera

Figuur 2.2: Low-cost thermisch versus visueel beeld

Omdat thermische camera's vaak maar een klein nauwkeurig bereik hebben worden er verschillende beeldverwerkingstechnieken toegepast. Dynamische range reductie en contrast verbetering zijn twee technieken die vaak terugkeren bij beeldverwerking van thermische camera systemen. Weith-Glushko et al.[4] verwijst naar een onderzoek om maximale verbetering van de beelden te verkrijgen (specifiek voor realtime long wave infrarode beelden).

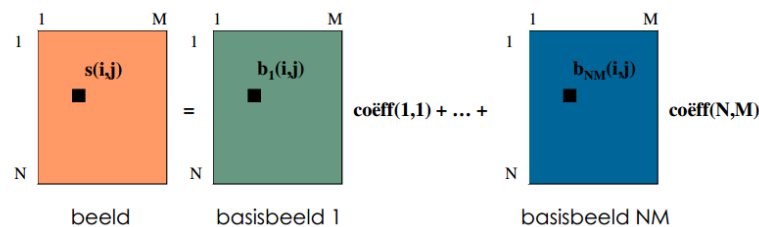


Figuur 2.3: Flowchart MEAM-techniek

De beste voorgestelde methode blijkt de MEAM-techniek zoals voorgesteld in figuur 2.3. De input afbeelding wordt eerst opgesplitst in een hoog en laagdoorlaatbeeld. Daarna wordt dynamische bereik compressie en contrastverbetering toegepast op deze aparte kanalen waarna de afbeelding terug wordt samengevoegd. Het eindresultaat zal minder detail bevatten in de achtergrond, maar in de vuurhaard of in de warmte zal een grote hoeveelheid detail worden behouden.

2.1.2 Optische sensoren

Visuele camera's worden reeds geruime tijd ingezet zowel voor beveiligingssystemen als voor andere systemen. De kwaliteit van de beelden blijft steeds toenemen dit zowel voor menselijk gebruik als voor de autonome waarnemingen van machines. Het bekomen beeld kunnen we voorstellen als een matrix van discrete beeldpunten. Voor elke pixel wordt dan een kleur en helderheidswaarde opgeslagen in de overeenkomstige geheugenlocatie. Het digitaal beeld is dus een gewogen som van basisbeelden.



Figuur 2.4: Schematische voorstelling digitaal beeld

2.2 Beeldverwerking

Om de opgenomen beelden verder te analyseren worden eerst enkele basis beeldverwerkingsstappen onderzocht en specifiek toegepast op de opgenomen beelden.[5] Dit om later een goede keuze te kunnen maken bij het maken of optimaliseren van een algoritme.

2.2.1 Software

Om de verschillende basialgoritmes uit te testen is een software omgeving nodig. Alle applicaties in deze masterproef werden uitgevoerd in Microsoft Visual Studio 2013. Door een integratie met Emgu-cv en Opencv zijn reeds gekende methodes en formules snel uit te testen. De gekozen programmeertalen zijn c# en c++.

2.2.2 Kleurmodellen

Kleurmodellen zullen het beeld telkens op een andere manier visueel voorstellen. Door te transformeren tussen de verschillende modellen zullen bepaalde voorwerpen beter of minder te voorschijn komen. De omzetting tussen de verschillende ruimtes is een basis stap bij beeldverwerkingsalgoritmes.

De meeste afbeeldingen starten vanuit een RGB model waarbij de kleuren worden weergegeven in termen van primaire spectra kleurcomponenten. $R = 700\text{nm}$, $G = 546,1\text{nm}$, $B = 435,8\text{nm}$.

HSV of hue-saturatie-value is een kleurenruimte die een benadering geeft hoe het menselijk oog licht ervaart. Vanuit de RGB waarden -waar afbeeldingen normaal in worden opgeslagen- kunnen rechtstreeks de HSV waarden worden bepaald. De RGB kleuren worden als input genomen tussen 0.0 en 1.0. Waarbij H een waarde oplevert tussen 0 en 360 terwijl de S en V values een waarde tussen 0 en 1 geven. Om de invloed van het kleurenmodel te zien wordt een afbeelding van een brand omgezet naar de 3 verschillende kanalen. Wat opvalt in figuur 2.6 (linksboven origineel beeld, rechtsboven hue, linksonder saturatie, rechtsonder value) is dat vooral in de saturatie en de value voorstelling de rookverspreiding duidelijk aanwezig is. De vuurhaard is in de saturatie afbeelding duidelijk afgeleid. Andere elementen in de afbeelding zijn echter ook duidelijk aanwezig en kunnen dus storend zijn in verdere beeldverwerking.

$$H = \begin{cases} \left(0 + \frac{G-B}{MAX-MIN}\right) * 60 & \text{als } R = MAX \\ \left(2 + \frac{B-R}{MAX-MIN}\right) * 60 & \text{als } G = MAX \\ \left(4 + \frac{R-G}{MAX-MIN}\right) * 60 & \text{als } B = MAX \end{cases}$$

$$S = \frac{MAX - MIN}{MAX}$$

$$V = MAX$$

Figuur 2.5: Conversie van RGB naar HSV waarden



Figuur 2.6: Evaluatie omzetting RGB naar HSV op testcases campus Vesta

Een tweede kleurmodel is het YUV spectrum waarbij Y staat voor helderheid en 2 kleurverschillen U en V. Ook hier is de menselijke perceptie sterk aanwezig vooral in het illuminatie kanaal. Een kleine verandering hierop zal de persoonlijke ervaring van het beeld veranderen. De andere kanalen stellen de chrominantie waarden voor. Waar de chrominantie een verschil voorstelt tussen een kleur en de wit referentie voor een gelijkaardige illuminatie.

De omrekening vanuit het RGB kleurmodel:

$$Y = 0.299 R + 0.597 G + 0.114 B$$

$$U = B - Y$$

$$V = R - Y$$

Om de invloed van het kleurenmodel te zien wordt in figuur 2.7 (linksboven origineel beeld, rechtsboven Y, linksonder U, rechtsonder V) eenzelfde brandafbeelding omgezet naar de 3 verschillende kanalen. In het U kanaal ziet men duidelijk de vuurhaard zonder



Figuur 2.7: Evaluatie omzetting RGB naar YUV

andere storende objecten. Algoritmes gebaseerd op vuurdetectie zullen deze voorstelling mogelijk als eerste beeldverwerking stap gebruiken om dan verder andere elementen uit te filteren.

2.2.3 Ruisfiltering

Ruis is een vervelend, vaak voorkomend probleem in afbeeldingen. Hieronder worden enkele soorten ruis gecatalogeerd en een mogelijke oplossing wordt voorgesteld.

Salt and pepper ruis:

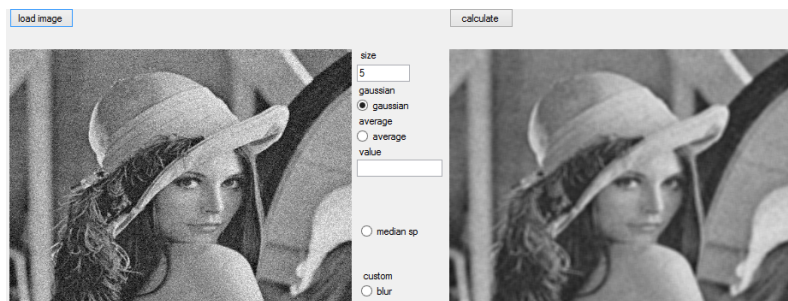
Random optredende witte en zwarte pixels verstoren het beeld. Mediaan filters zijn hierbij ideaal om deze vorm van ruis te verwijderen. Vlakke gebieden worden niet veranderd door een mediaan filter, maar hoeken van vlakke gebieden worden wel vervormd. Scherpe en zacht glooiende randen blijven behouden. Bij een grotere filter wordt de ruis sterker onderdrukt, maar is er meer vervaging van de afbeelding. Randen en overgangen zijn in figuur 2.8 in de linkse afbeelding origineel, rechts het gefilterde resultaat) dan ook minder scherp.



Figuur 2.8: Salt en pepper ruis

witte ruis:

Veel kleine, weinig grote ruispieken verstoren het beeld. Door een gemiddelde filter over het beeld te laten convolueren wordt de ruis weggenomen, maar er treedt een vervaging van het beeld op. Een beter oplossing is een Gausiaanse convolutie kernel gebruiken. Men krijgt een vermindering van de ruis, dit doordat hoogfrequente elementen worden weggefilterd. De laagfrequente elementen blijven behouden. De ruis gaat weg, maar de afbeelding wordt ook minder scherp. Er is in figuur 2.9 weinig tot geen vervorming van de randen wat bij de mediaan filter niet het geval is.



Figuur 2.9: Witte ruis

2.2.4 Randdetectie

Randdetectie is een veelgebruikte techniek om abrupte veranderingen van de intensiteit in een afbeelding aan te duiden. Verschillende optimalisaties zijn hieromtrent reeds gebeurd. Alhoewel het algoritme complex is, is de performantie van de Canny edge detector superieur [6]. De 3 grote objectieven hiervoor zijn: een lage foute marge, alle randen moeten gevonden worden, randen moeten zo goed als mogelijk de werkelijke randen benaderen en er mogen geen verschillende randen worden weergegeven indien het over eenzelfde lokaal punt gaat.

Green et al. geeft een overzicht van de verschillende tussenstappen in het algoritme [7].

1. Ruis wordt verwijderd door een Gaussiaans masker over de afbeelding te laten convolueren. Hoe kleiner de breedte van het masker, hoe gevoeliger het algoritme is aan ruis.

2. De Sobel operator berekent de 2-D spatiale gradiënt van de afbeelding. 3x3 convolutie maskers worden hiervoor gebruikt.

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

3. Berekening van de richting en de grootte van de randen uit de gradiënt.

$$G = G_x + G_y$$

$$\theta = \operatorname{invtan} \frac{G_y}{G_x}$$

4. Reductie van de richtingen naar 4 mogelijke richtingen: horizontaal, verticaal, positieve diagonaal, negatieve diagonaal.

5. Nonmaximum suppression: trace volgens een gekende rand en verwijder niet relevante pixels. Hierdoor ontstaat een dunne lijn.

6. Hysteresis gebruiken om verkorte randen aan elkaar te plaatsen.



(a) Geen rook

(b) Grote rookvorming

Figuur 2.10: Canny edge detection bij verschillende rook omstandigheden

2.2.5 Histogramegalisisatie

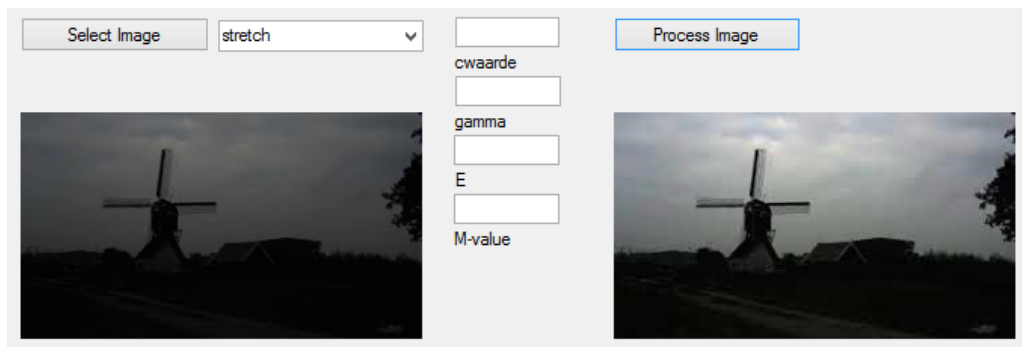
Histogramegalisisatie is een regelmatig terugkerende beeldverwerkingsstap zowel bij pre- als postprocessing. Het idee van de egalisisatie is het vergroten van de dynamische range van de waarden. Hierdoor zullen kleuren en achtergronden uiteindelijk beter worden voorgesteld

Het histogram van de afbeelding wordt eerst opgemaakt waarna de maximale en minimale intensiteit bepaald wordt. Vervolgens worden alle intensiteiten herberekend naar het volledige bereik van waarden, meestal 256.

De nieuwe intensiteit kan men bereken uit de oude door:

$$I_{out} = \frac{255}{I_{max} - I_{min}}(I_{in} - I_{min})$$

Om de effectiviteit van deze methodiek te testen wordt een afbeelding eerst voorgesteld zonder egalisisatie en ernaast de verbeterde afbeelding 2.11. Hieruit blijkt dat er visueel een merkelijke verbetering is.



Figuur 2.11: HistogramEqualisisatie

2.3 Detectiealgoritmes

2.3.1 Rook-en vuurdetectie

In de literatuur zijn er reeds verschillende technieken voorgesteld om zowel rook als vuur te detecteren. Door een toenemend aantal videobewakingssystemen zowel op publieke als privé plaatsen geraken de detectiesystemen ook ingeburgerd. Hierdoor wordt lichamelijke en materiële schade beperkt. In deze masterproef is het niet de bedoeling om gekende technieken te verfijnen of uit te breiden, maar een initiële kennis van de gebruikte methodieken is nuttig bij het monitoren van de brandontwikkeling. Eind de jaren negentig startte het eerste onderzoek naar vlamdetectie door kleur- en vormeigenschappen in rekening te brengen. Al snel werd dit uitgebreid naar rookdetectie. Rook verspreidt zich meestal sneller en zal vaak sneller zichtbaar zijn. In tabel 2.1 volgt een opsomming van sota-detectie algoritmes.

2.3.2 Evaluatie

Algemeen kan gesteld worden dat er voor de verschillende technieken nog een hoog aantal valse alarmen optreden. Door de integratie van betere camera's en goedkopere IR-toestellen zijn optimalisaties mogelijk. De detectiesystemen maken gebruik van een combinatie van beeldverwerking technieken. Analyse van de bewegende objecten door Gaussian mixture model. Bewegings- en flikkeranalyse door toepassen van Fourier en wavelet transformaties. Analyse van patronen en texturen in de rook of door middel van classificatie. Cetin et al. [8] refereert en beschrijft enkele recente technieken. De combinatie van zowel rook- als vuur detectie levert voor verschillende brand en rooksequenties een detectieratio op van 87 procent. De combinatie van LWIR en visuele detectie blijkt de beste verhouding detectie en valse alarmen te hebben tegenover technieken die enkel het visueel spectrum analyseren. In alle systemen is er echter nog geen 100 procent automatisatie. In geval van een alarm moet een operator nog steeds een controle uitvoeren om verdere stappen te ondernemen.

Tabel 2.1: State-of-the-art rook en branddetectie methodes deel 1

Paper	Color detection	Moving object detection	Flicker/energy (wavelet) analysis	Spatial difference analysis	Dynamic texture/pattern analysis	Disorder analysis	Subblocking	Training (models, NN, SVM,...)	Clean-up post-processing	Localization analysis	Flame detection	Smoke detection
Celik	RGB	X				X		X	X		X	
Xiong		X	X			X						X
Lee	RGB	X						X	X		X	X
Calderara	RGB	X	X				X	X				X
Piccinini	RGB	X	X					X				X
Yuan	RGB	X				X	X					X
Borges	RGB					X					X	
Qi	RGB/HSV		X	X		X			X		X	
Yasmin	RGB/HSI	X				X	X			X		X
Gubbi			X				X	X				X

Tabel 2.2: State-of-the-art rook en branddetectie methodes deel 2

Paper	Color detection	Moving object detection	Flicker/energy (wavelet) analysis	Spatial difference analysis	Dynamic texture/pattern analysis	Disorder analysis	Subblocking	Training (models, NN, SVM,...)	Clean-up post-processing	Localization analysis	Flame detection	Smoke detection
Chen	RGB/HSI	X	X					X				
Gunay	RGB/HSI	X	X	X		X		X			X	
Kolesov		X			X			X			X	X
Ko	RGB	X	X					X			X	
Gonzalez-Gonzalez			X			X						X
Borges	RGB			X		X		X			X	
Van Hamme	HSV				X		X	X			X	
Celik	CIE L*a*b*	X			X	X		X	X		X	
Yuan					X			X				X
Rossi	YUV/RGB							X	X	X	X	

2.4 Praktische cases

Om de haalbaarheid van voorgestelde technieken te testen worden verschillende gebruikscases uitgevoerd. Niet enkel in labo omstandigheden moeten de algoritmes werken. Allereerst zijn er testen en video's genomen bij brandproeven en simulaties in waste plantages. De nadruk lag hierbij vooral op validatie van gekende detectiesystemen. Ook de haalbaarheid voor het zichtbaarheidsalgoritme werd hieraan getest. De beelden uit de Craeybecktunnel werden als basis genomen om de visibiliteit uit te bepalen. Door de spatio-temporele informatie konden uiteindelijk ook heatmaps worden gegenereerd. Als laatste case werd het brandweer en veiligheidscentrum te Zedelgem aangesproken. Hier was er de mogelijkheid om container brandproeven te monitoren en te filmen.

2.4.1 Waste plant

Waste plants of afvalverwerkende bedrijven hebben een groot risico op brand. Voorbeelden van recente branden zijn dan ook legio te vinden.

http://www.nieuwsblad.be/cnt/dmf20141107_01363850

Hiervoor zijn er systemen nodig die tijdig en adequaat kunnen reageren. Verschillende verzekeringsorganisaties leggen dan ook regels op naar de beheerders om een zo goed mogelijke branddetectie te hebben. Ook Araani specialiseert zich in de vroegtijdige detectie van afvalbranden.

Er bestaan reeds verschillende commerciële applicaties die zowel rook als vlamdetectie toepassen. Araani gebruikt een rookgebaseerd algoritme waarbij de ganse field of view als een geheel wordt bekeken. Voorbeelden van andere implementaties en technologieën.

Thermotemp:

Gebruikt een systeem met een infrarood camera gemonteerd op een beweegbare arm. De camera scant de hele plantage af op zoek naar verandering in temperatuur. Indien een ingestelde kritieke temperatuur bereikt wordt, gaat een alarm af, waarna een observator verdere handelingen onderneemt. De positie van het waterkanon wordt hierna aan de hand van de hotspot ingesteld om de brandhaard snel onder controle te krijgen.

Infratec, DIAS en FLIR:

Werken op een gelijkaardige manier als thermotemp. Via het afscannen van een bepaald gebied wordt er vergeleken met een ingestelde temperatuur. Een alarm wordt gegeven indien de temperatuur de threshold overschrijdt.

FireVu:

Gebruikt optische sensoren die de plantage monitoren. De beweging van rook of de aanwezigheid van vlammen wordt onderzocht. Door veranderingen in brightness, contrast, vorm, en beweging wordt er snel gereageerd op een mogelijke brandhaard.

Xtralis:

Hier wordt de lucht actief gesampled en onderzocht op vreemde elementen. Indien kleine rookdeeltjes de sensor bereiken wordt een alarm gegenereerd.

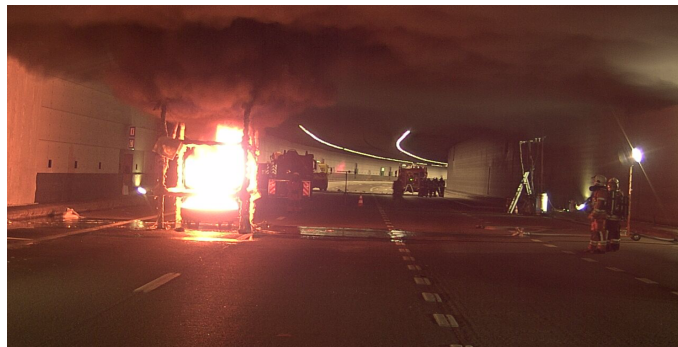
beam detector:

Deze worden ingezet in hoge gebouwen of in grote ruimtes. Op het principe van een laser beam + sender/ receiver wordt een alarm gegeven. De aanwezigheid van rook zal de transmissie van het licht verhinderen of beperken en hierop wordt dan een alarm gegenereerd.

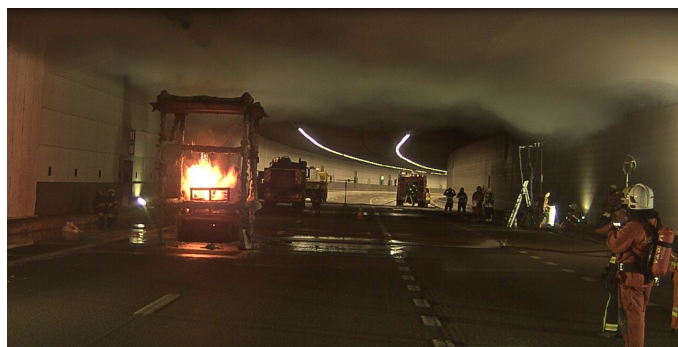
2.4.2 Tunnelcase

Branden in tunnels hebben vaak rampzalige gevolgen. Het dodental is doorgaans hoog en de materiële schade is enorm. Verschillende detectie en ventilatiesystemen worden reeds toegepast om de beveiliging te vergroten. Een automatische indexactie van risico levels gebaseerd op de hoeveelheid rook zijn echter niet aanwezig. Een evacuatie van slachtoffers gebeurt nu op goed gevoel.

De Craeybeckxtunnel is een tunnel tussen Brussel en Antwerpen in België. Om de impact van het ventilatiesysteem op de propagatie van de rook te meten werden echte pool branden uitgevoerd in november (figuur 2.12). Naast de monitoring van de zichtbaarheid en de rookverspreiding in geval van een autobrand, kunnen de gemaakte beelden ook gebruikt worden om CFD (computer fluid dynamics) modellering te valideren.



Figuur 2.12: Foto van de opstelling met poolbrand



Figuur 2.13: Foto van de opstelling met autobrand

Om ook branddetectie of rookdetectie binnen de specifieke context van tunnels te evalueren wordt een opsomming gemaakt van de bestaande technieken. [9] liu et al. beschrijft de voor- en nadelen hiervan. Computervisie wordt enkel gebruikt als tweede opinie en is niet rechtstreeks de hoofddetector voor brand of rook.

	Linear heat detection system	Flame detector	CCTV detector	Smoke detection system	Spot detector
Detecting principle	Heat	Radiation	Image	Smoke	Heat,smoke,gas
Detecting capability	Response to be determined, locating and monitoring fires	Fast response, locating fires	Fast response, locating and monitoring fires	Fast response, locating fires	Moderate response, locating fires
Reliability	High	High	High	Low	Moderate to high
Availability	High	Moderate	Moderate	Moderate	Moderate to high
Applications	Europe	Japan	2e opinion	2e opinion	

2.4.3 Rooklaagpropagatie monitoren

Weinig tot geen algoritmes in de literatuur duiden de richting van de rookvorming aan. De beweging van de rook doorheen de tunnel kan niet direct worden afgeleid uit de detectie mechanismen. Een oplossing wordt hiervoor gezocht.

Optical Flow is in de literatuur een gekende techniek om bewegingen te monitoren. In het eerste frame wordt een set van gekende features genomen. Deze features worden in het volgende frame terug gezocht.

De keuze van goede punten is belangrijk bij het slagen. Grote specifieke kenmerken zoals textuur en kleur zijn nodig om deze features te blijven volgen in de afbeelding. Yasmin et al. [10] geven een voorstel om de rookpropagatie te monitoren.

Eerst worden twee opeenvolgende frames genomen waar rook is in gedetecteerd. Vervolgens wordt de afbeelding in subblokken verdeeld die aangeduid worden met 0 indien er in het subblok geen rook zit en met 1 indien het subblok rook bevat. Binnen elke subblok wordt edge detection toegepast en gekeken welk overeenkomstig subblok van het vorige frame overeenkomt. Door nu de verplaatsing per blok uit te zetten krijgt men een histogram van richtingen. De maximale piek in het histogram zal representatief zijn voor de richting van de rookvorming.

2.5 Rook en vuur lezen

2.5.1 Algemene principes en werkwijze

Tegenwoordig zijn er reeds verschillende korpsen die warmtebeeld en visuele camera's bij zich dragen tijdens de brandbestrijding. Deels worden deze gebruikt om beslissingen te nemen bij de brandbestrijding. Hierbij is er echter nog geen tool die beslissingen bekrachtigt of ondersteunt. Vooral de kennis en ervaring met de parameters die worden weergegeven (zoals temperatuur en hotspots) zullen uitmaken of de tactiek al dan niet aangepast wordt. De visuele beelden worden vooral gebruikt voor educatieve doeleinden en om fouten te kunnen achterhalen. Stel dat de beelden interactiever worden gemaakt dan kan er objectiever en sneller worden gehandeld. Thermische camera's kunnen immers door rook zien!

De mogelijkheden van thermische camera's worden opgesomd:

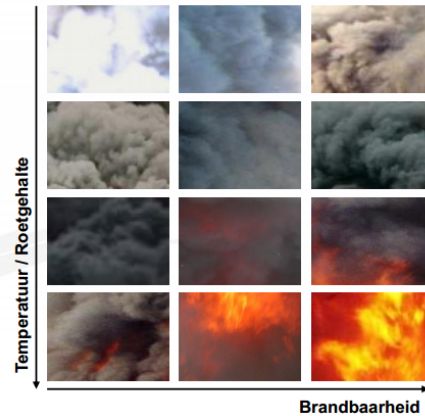
- Lokaliseren en analyseren van brandhaarden;
- Zoeken van slachtoffers;
- Hoeveelheid vloeistof in een lekkende tank bepalen;
- Loshangende kabels, verzwakte elementen opsporen;
- Identificeren van nakende flash-over of backdraft situaties;
- Meten van de temperatuur van de bovenliggende rooklaag;
- Opsporen van overblijvende hot-spots om heropflakking te voorkomen;
- ...

Amon et al. [3] [11] heeft hieromtrent reeds verschillende publicaties gemaakt wat de noden zijn zowel van de thermische/ visuele camera's als de beperkingen bij de huidige applicaties. Hieruit blijkt dat er vooral nood is aan betere beeld kwaliteit, een accuratere temperatuurbepalings. De kwaliteit kan door de reeds aangehaalde MEAM-techniek (2.1.1) worden verbeterd.

2.5.2 Toepassingen

Brandweermannen en bevelvoerders hebben vaak onvolledige informatie en moeten beslissingen nemen onder tijdsdruk. Door de kenmerken van de brand te kennen, kunnen gevaarlijke brandfenomenen worden voorspeld [12], de inzetstrategie worden bepaald en de grootte en locatie van de vuurhaard worden bepaald. Lambert et al. [13] heeft hieromtrent een boek geschreven die duiding geeft voor verschillende kenmerken.

De rook, vlammen en temperatuur kunnen met een warmtebeeldcamera worden gemonitord. De kleur van de rook is vaak afhankelijk van de materialen die branden. Natuurlijke materialen zoals onbehandeld hout zullen een bruin gekleurde rook opleveren terwijl plasticen en verven een typische grijze rook opleveren. De rook kan ook helderder worden indien een lange afstand wordt afgelegd en de carbon deeltjes reeds achterblijven op de wanden. Figuur 2.14 geeft een overzicht van de kleur van de



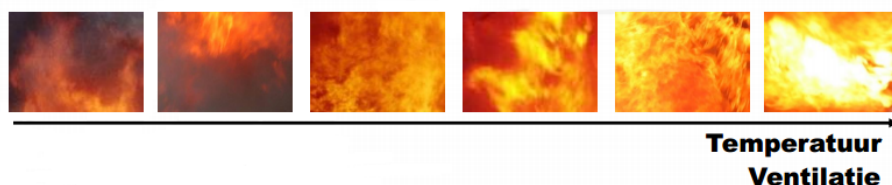
Figuur 2.14: Kleur van de rook in functie van brandbaarheid en temperatuur

rook in functie van de temperatuur en de mogelijke brandbaarheid.

De stroming van de rook zal mee bepalen hoe een brand evolueert. Stel een snelle turbulente stroming in beide richtingen dan kan er gesproken worden over een grote intense ventilatie gecontroleerde brand. Terwijl bij trage laminaire stroming of een afwezigheid van stroming de brand zich mogelijks in een vroeg stadium bevindt. De snelheid van het dalen van een neutrale laag is mogelijks een indicatie van een nakende flashover en een snelle brandontwikkeling. Het 4e hoofdstuk in deze masterproef probeert hieraan een oplossing te bieden. Door de temperatuuropbouw ook in rekening te houden kan een alarm vroegtijdig worden gegenereerd om de manschappen tijdig terug te trekken.

De dikte van de rooklaag en de zichtbaarheid(hoofdstuk visibiliteit) geven veel informatie over het brandverloop. Dikke rook geeft aan dat verdere verbranding mogelijk is, maar ook de zichtbaarheid is zeer slecht. Slachtoffers hebben hierbij dan ook weinig overlevingskansen en het werk van de brandweerploegen zal ook bemoeilijkt worden. Een snelle evacuatie van deze zones zal nodig zijn.

Als laatste kunnen ook de vlammen bijkomende informatie opleveren. De vlamkleur geeft een indicatie van de temperatuur zie figuur 2.15, maar ook de vorm en de turbulentie van de vlammen bepalen in welke fase de brand zich bevindt en hoe het brandverloop verder zal evolueren.



Figuur 2.15: Kleur van de vlammen in functie van de temperatuur

3 Visibiliteitsbepaling bij branden

3.1 Algemene principes

Videogebaseerde branddetectie is zoals reeds aangehaald in de literatuurstudie een vaak onderzocht topic. De zichtbaarheid, de propagatie van de rook en de hoogte van de rooklaag zijn weinig onderzochte topics. Om slachtoffers te evacueren uit een ruimte vol rook is het echter interessant om de actuele zichtbaarheid te kennen. In dit hoofdstuk worden verschillende visibiliteitsmetrieken voorgesteld. Door real-time heatmaps te genereren wordt er zowel spatiaal als in de tijd een risico level gegeven aan een plaats. Deze output kan uiteindelijk gebruikt worden om snelle beslissingen te nemen in geval van brand. Het geheel vormt een uitbreiding op de multi-modale/ multi-sensor branddetectiesystemen die reeds werden voorgesteld door universiteit Gent. Uiteindelijk wordt een fireGIS architectuur opgebouwd om de risico levels weer te geven.

3.2 Features

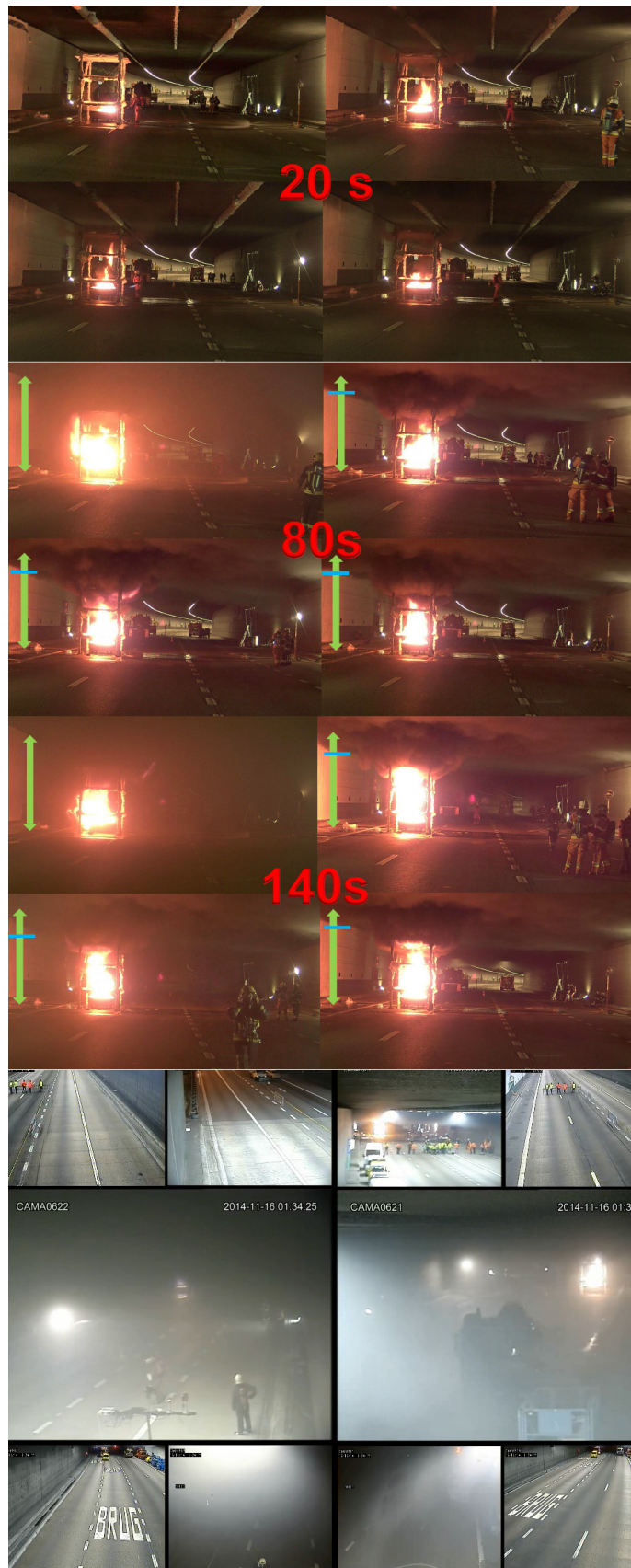
De rookvorming zal de zichtbaarheid in de tunnel beïnvloeden. Om deze parameter objectief te kunnen evalueren wordt een algoritme opgebouwd. Er wordt gepoogd om de menselijke perceptie zo dicht mogelijk te benaderen. Het algoritme moet een degradatie in zichtbaarheid kunnen meten en tijdig een alarm genereren. Om een subjectieve evaluatie te krijgen werden verschillende beelden op voorhand gecatalogeerd. (figuur 3.1)

3.2.1 Visibiliteit features

Een eerste mogelijk algoritme is het analyseren van objecten op een bepaalde afstand. Dit werd reeds voorgesteld door Hallowell et al. [14] Stel dat de zichtbaarheid negatief wordt beïnvloed dan wordt het object minder tot niet meer zichtbaar. Als dan ook de afstanden van de verschillende objecten gekend zijn ten opzichte van het camerastandpunt wordt dit een maat voor zichtbaarheid. Edge detection wordt toegepast en de nieuwe waarden worden vergeleken met een referentiebeeld. De hoeveelheid randen en de locatie hiervan zullen uiteindelijk de zichtbaarheid voorstellen. Een nadeel hierbij is dat een stationaire camera moet gebruikt worden en enkel situaties met voldoende daglicht kunnen in rekening genomen worden. Om een goed referentiebeeld te verkrijgen is ook een lange trainingsfase met verschillende omstandigheden nodig.

Een tweede benadering om de zichtbaarheid te bepalen is de toekenning van een kwantitatieve score voor scherpte. Deze methode wordt vaak gebruikt om een afbeelding te verbeteren. Maar deze kan evengoed gebruikt worden om een indicatie te geven van zichtbaarheid.

Voorbeeld algoritme voorgesteld door Narveker et al. [15] Maak een rand detectie op de afbeelding en beschouw blokken van 64 x 64 pixels. Bereken per blok het aantal edge pixels. Indien deze waarde boven een vastgelegde threshold ligt dan is de zichtbaarheid maximaal en wordt deze blok niet beschouwd. Anders bereken het contrast van deze



Figuur 3.1: Gecombineerde video beelden voor subjectieve evaluatie

blok en bereken per rand de maximale lengte. Hierna wordt per rand de probabiteit van blur detectie berekend aan de hand van het contrast van de blok en de minimale zichtbare lengte van een rand. Tot slot wordt de cumulatieve probabiteit berekend voor de hele afbeelding en krijgt men een maat voor scherpte van de afbeelding.

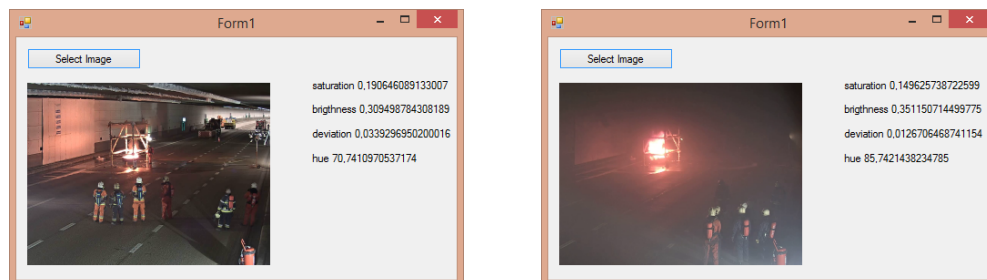
Een derde reeds gekend algoritme om de actuele zichtbaarheid te bepalen werd reeds voorgesteld door Roser et al. [16]

Een classificatie van de afbeelding door features te extraheren uit het beeld en deze te vergelijken met reeds gekende waarden. Het nadeel van deze metriek is dat eenvoudige features gevoelig zijn aan verandering van belichting, bewegende voorwerpen of verandering van een camera standpunt. Een tweede nadeel hierbij is dat er een classificatie wordt gedaan in een beperkt aantal klassen. De gegenereerde features zijn zowel pixel gebaseerd als blok gebaseerd in een bepaalde regio: het lokale contrast, de minimum brightness, de scherpte, de hue als de saturatie worden bekeken.

3.2.2 Experimentele resultaten

Voor verschillende brand- en rooksequenties worden features getest.

Een eerste feature is de verandering in waarden voor saturatie, brightness, deviation en hue voor de gehele afbeelding. Hiervoor werd een programma geschreven dat de actuele waarden weergeeft, maar deze ook wegschrijft naar een csv bestand. Verschillende rook- en zichtbaarheidsomstandigheden worden hiervoor getest.



(a) Feature waarden bij goede zichtbaarheid

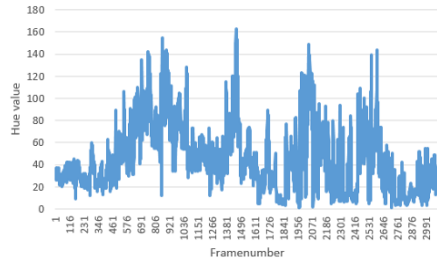
(b) Feature waarden bij slechte zichtbaarheid

Figuur 3.2: Feature waarden bij verschillende omstandigheden

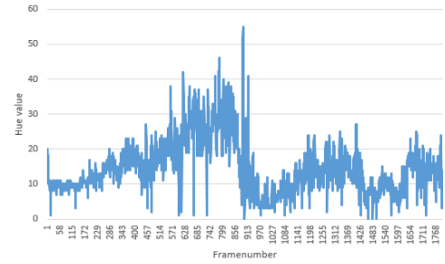
Uit figuur 3.2 blijkt dat de waarden niet rechtlijnig zijn met de actuele zichtbaarheid in de afbeelding. Een optimalisatie of andere aanpak is hiervoor nodig.

Een mogelijke oplossing is de afbeelding opdelen in sub-blokken. Twee scenario's worden getest op deze methodiek. Het eerste scenario waarbij er grote willekeurige rookvorming is en er geen stabiele neutrale laag in het beeld gevormd wordt. Een tweede scenario waar er rook aanwezig is, maar een goede neutrale laag ontstaat en er nog steeds goede zichtbaarheid is.

De features die in rekening genomen worden zijn de blok gebaseerde HSV waarden. Temporeel worden de waarden weggeschreven naar een csv file. Een blok wordt gekozen voor de verschillende scenario's zodat de waarden onderling vergeleken kunnen worden.

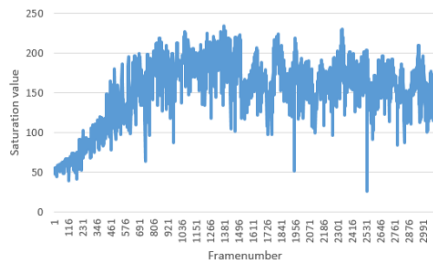


(a) Hue scenario 1

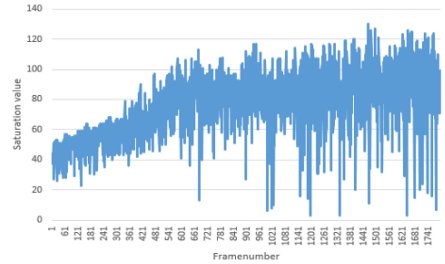


(b) Hue scenario 2

Figuur 3.3: Hue feature bij verschillende omstandigheden

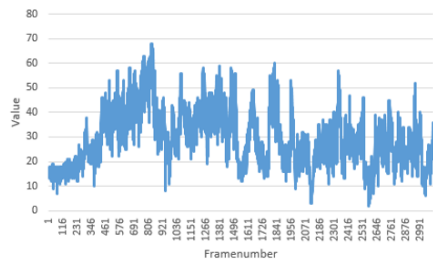


(a) Saturation scenario 1

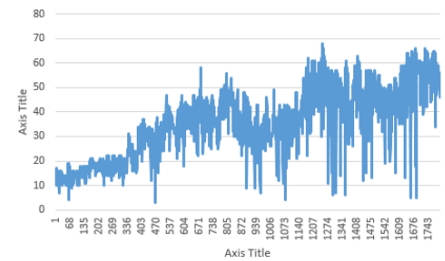


(b) Saturation scenario 2

Figuur 3.4: Saturation feature bij verschillende omstandigheden



(a) Value scenario 1

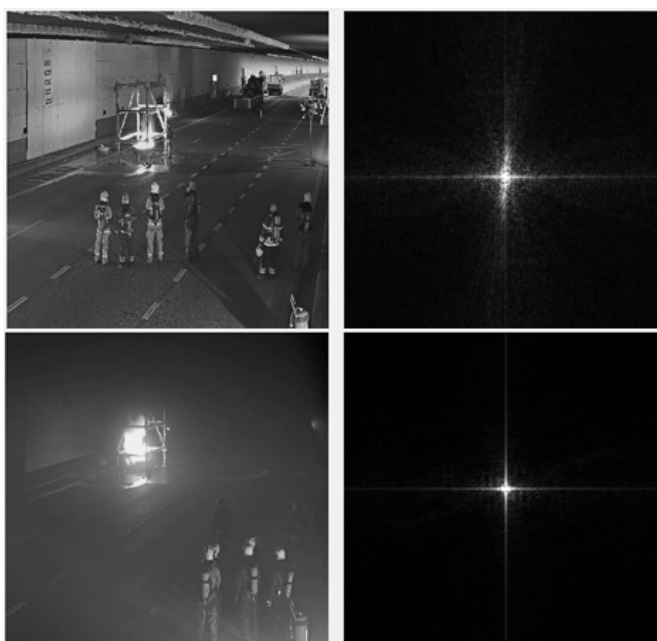


(b) Value scenario 2

Figuur 3.5: Value feature bij verschillende omstandigheden

In de grafieken is er een grote fluctuatie zichtbaar. Er zijn wel enkele algemene trends merkbaar die kunnen toegekend worden aan de verandering in zichtbaarheid. Deze zijn echter zeer vaag en dus niet rechtstreeks geschikt om bij rookomstandigheden de zichtbaarheid te kwantificeren.

Een andere mogelijke feature die wordt getest bij verschillende zichtbaarheid is de analyse van het spectrum. Door een fft (fast fourier transform) kan het spectrum bij verschillende omstandigheden worden onderzocht. Uit de figuur 3.6 kan gezien worden dat een afbeelding met weinig rook een groot spectrum beschrijft. Een afbeelding met rook heeft dan weer een klein spectrum. De berekening van het spectrum, de eventuele analyse en indexering zal langer duren dan andere technieken.

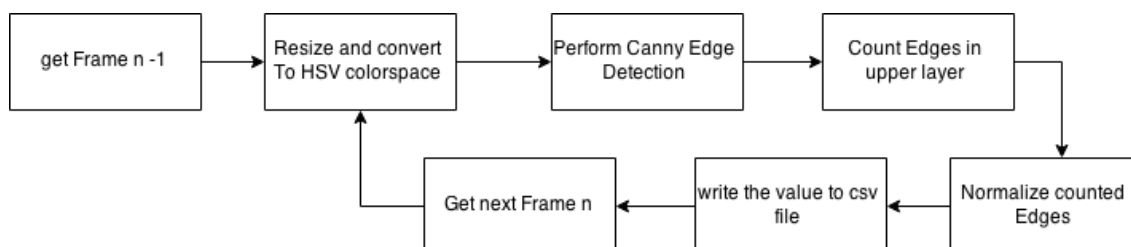


Figuur 3.6: Fft bij afbeelding met en zonder rook

3.3 Applicatie

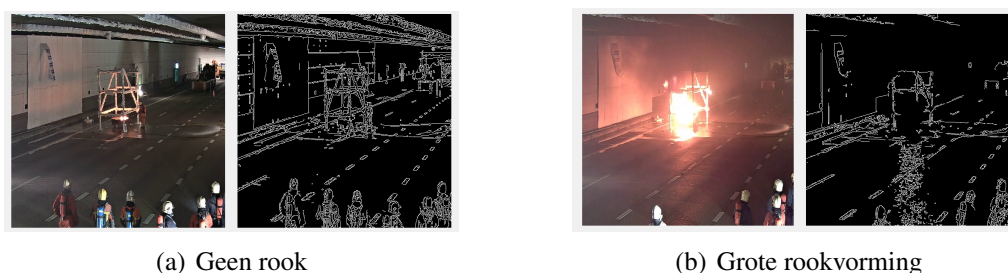
Verschillende features werden in bovenstaande sectie beschreven. Geen enkele waarde geeft echter een lineair verband met de actuele zichtbaarheid. Hiervoor wordt een eigen low-cost(computer efficiënt) algoritme voorgesteld.

De flowchart is uitgewerkt in figuur 3.7.



Figuur 3.7: Flowchart zichtbaarheid algoritme

Het algoritme start met het converteren van het frame naar HSV kleurenruimte. Hierna wordt de value component in rekening genomen. Hierdoor is er weinig tot geen invloed meer van licht verandering of verandering in kleur. Vervolgens worden randen/edges via Canny edge detectie bepaald. Deze detector gebruikt Gaussiaanse filtering en hysteresis tracking om ruis in de afbeelding te verwijderen en zwak geconnecteerde randen samen te voegen. Alle pixels in het bovenste helft van het beeld worden geteld (ervan uitgaande dat rooklaag zich bovenaan begint op te bouwen in het beeld). Deze waarden geven een kwantitatieve maat voor de visibiliteit in deze regio. De waarde die wordt bekomen moet men vergelijken met waarden bij goede zichtbaarheid om een genormaliseerd besluit te nemen. Enkel de bovenste delen van de afbeelding worden als region of interest genomen. Dit omdat in de onderste helft bewegende objecten als auto's en mensen bevat. Deze kunnen storende effecten opleveren en de waarde negatief beïnvloeden. Rook zal eveneens stijgen wat ook maakt dat de bovenste gedeeltes meer rook bevatten.



Figuur 3.8: Canny edge detection bij verschillende rook omstandigheden

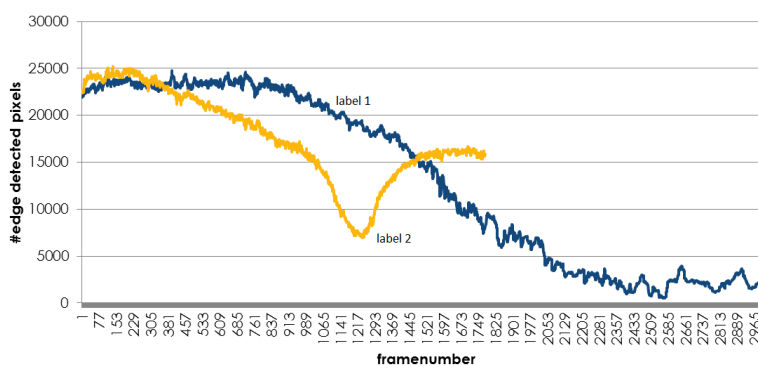
Figuur 3.8 geeft reeds aan dat Canny edge detection een maat is voor de zichtbaarheid.

3.4 Evaluatie

Om de effectiviteit van het voorgesteld algoritme te testen worden verschillende cases uitgevoerd. Deze worden afgetoetst aan de subjectieve beoordelingen uit de videofragmenten.

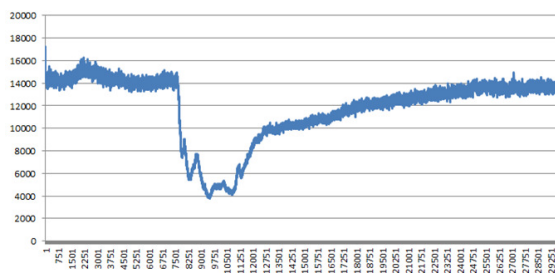
3.4.1 Testen voor de Craeybecktunnel configuratie

De testen in de Craeybecktunnel leveren voldoende data, met verschillende scenario's om het algoritme uit te testen. De temporele grafiek in figuur 3.9 toont de zichtbaarheid in twee verschillende testen. Het eerste scenario waarbij de rook steeds toeneemt en de algemene zichtbaarheid blijvend daalt. Het tweede scenario waarbij de zichtbaarheid daalt, maar hierna terug opheldering en vorming van neutrale rooklaag. Deze trends zijn ook duidelijk zichtbaar in de grafiek.



Figuur 3.9: Vergelijking van de zichtbaarheid voor twee verschillende testen met dezelfde camera

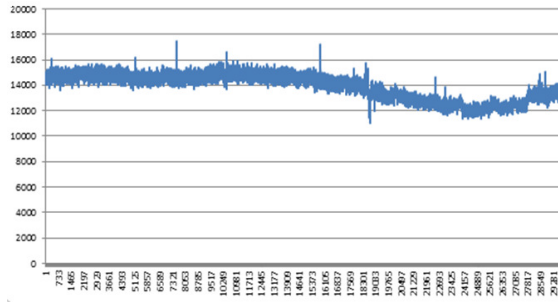
Om een tijdruimtelijke analyse te doen van rookverplaatsing doorheen gans de tunnel kan bovenstaande algoritme ook worden ingezet. Figuur 3.10 en 3.11 tonen aan dat er verandering is in ruimte en ook in tijd. Als vergeleken wordt met de subjectieve zichtbaarheid komt dit goed overeen.



Figuur 3.10: Temporeel verloop in het middenste segment van de tunnel

3.4.2 Visualisatie actuele visibiliteit via een heatmap

Voor de testen in de Craeybecktunnel zijn er verschillende camera's door het agentschap wegen en verkeer en het Vlaams verkeerscentrum gemonitord. De exacte locatie en gegevens over deze toestellen zijn gekend en worden als meta-data in rekening gebracht. Figuur 3.13 geeft een indruk hoe de data werd aangeleverd. Allereerst een roadmap met de locaties van de camera's. Eveneens een datafile met de camera-eigenschappen en een link naar het overeenkomstig videofragment. Alle data komt in het voorgestelde FireGIS platform zie figuur 3.12. Het platform bouwt verder op de multi-modale/ multi-sensor brand detectie van Universiteit Gent.

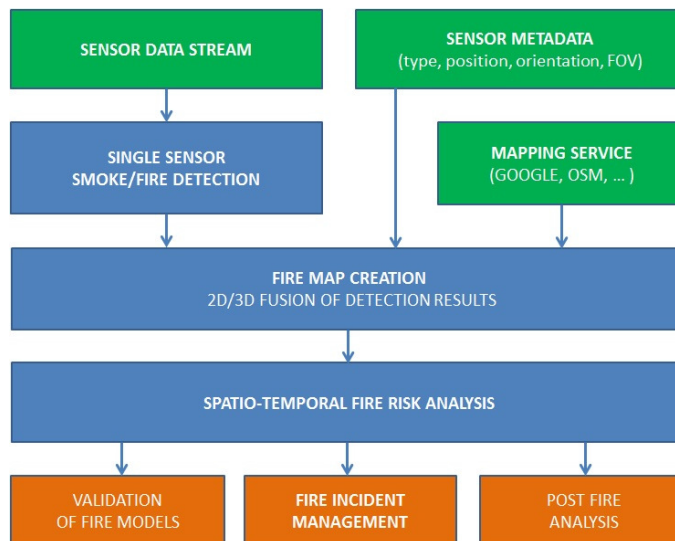


Figuur 3.11: Temporeel verloop aan de uiteinden van de tunnel

Een spatio-temporele mapping van sensordata in realtime heatmaps tonen de ruimtelijke en tijdsanalyse van brandgevaar levels.

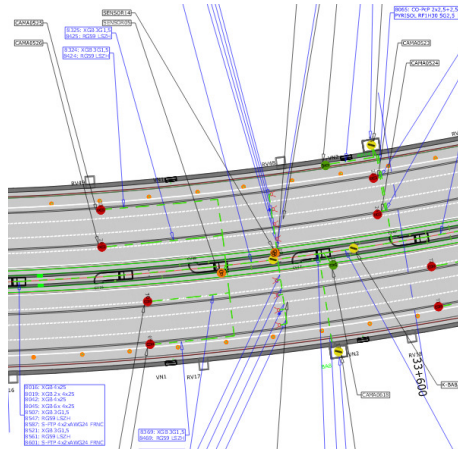
FireGIS bestaat uit 3 grote stappen:

- verzameling van low-costs multi-sensor data;
- brandmap creatie;
- spatio-temporele brandgevaar analyse.



Figuur 3.12: FireGIS architectuur voor spatiaal en temporele analyse van de rook

Om de verwerking van de verschillende datastreams te optimaliseren wordt het algoritme uitgebreid. Een normalisatie van de waarden door karakteristieken te gebruiken van gekende waarden. Hierna wordt een rook level/gevaar level toegekend van 1 tot 5. Waarbij 1 staat voor hoge zichtbaarheid en 5 voor geen zichtbaarheid.

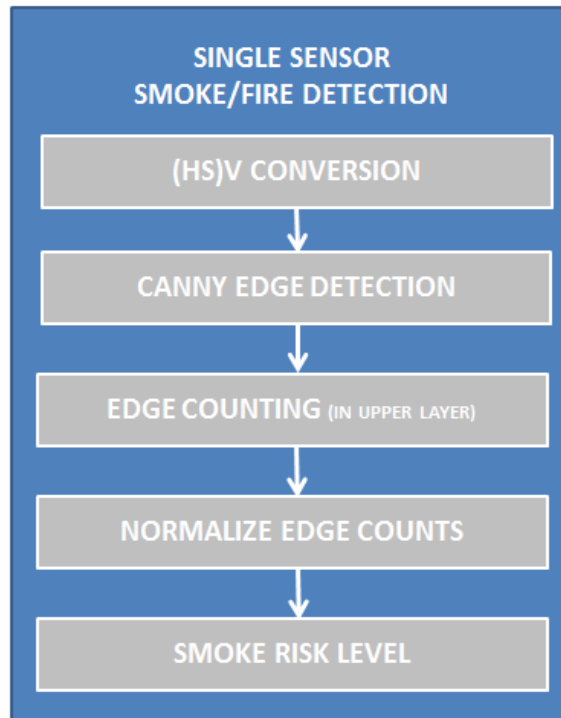


(a) Road map met sensor locaties

Filename	Link	Orientation	Position
CAMA0592.mov	link	SO	4
CAMA0624p.mov	link	PTZ	3.5
CAMA0590.mov	link	SA	3
			2.5
CAMA0588.mov	link	SA	2
CAMA0586.mov	link	SA	1
CAMA0622p.mov	link	PTZ	0.5
			0
CAMA0582.mov	link	SO	-1
			-1.5
CAMA0580.mov	link	SO	-2
CAMA0578.mov	link	SO	-3
CAMA0620p.mov	link	PTZ	-3.5
CAMA0576.mov	link	SO	-4

(b) Extra camera gegevens en link naar datastream

Figuur 3.13: Sensor en meta data input



Figuur 3.14: Flowchart uitgebreide algoritme

De verschillende streams gaan door het algoritme en leveren een csv-file op zoals voorgesteld in figuur 3.15. Dit bestand bevat zowel de longitude als latitude coördinaten van de camera, de tijdseenheid en het rooklevel.

Om een 2D map te verkrijgen van het rookverloop en een beter visualisatie van de csv-file wordt een dynamisch javascript web pagina geschreven. Het script gebruikt de Leaflet.heat en leaflet.js plugin om snel een heatmap te genereren. Deze is vrij beschikbaar van <http://leafletjs.com/>. Deze plugin creëert een heatmap laag bovenop een gekende kaart.

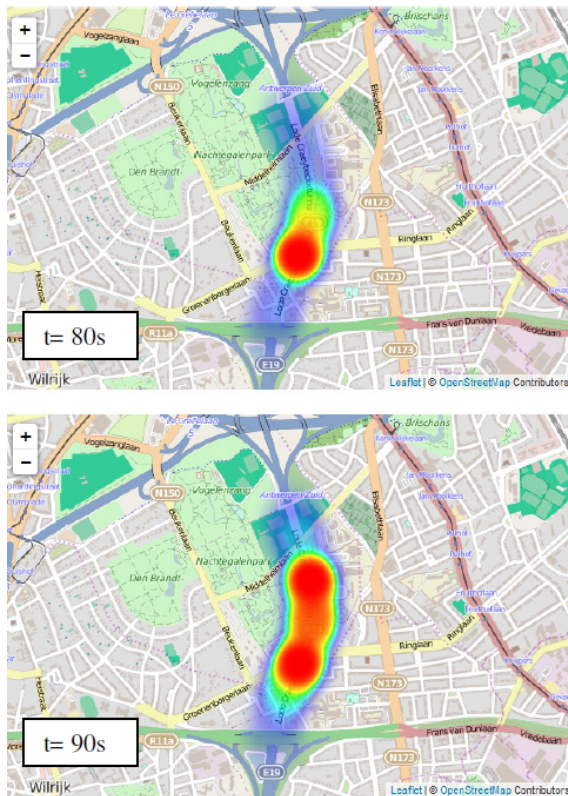
```

dataCAMS2.js
var T164= [[51.185478, 4.415953, 1.1968], [51.184678, 4.416353, 3.6634]]
var T165= [[51.185478, 4.415953, 1.1078], [51.184678, 4.416353, 3.678]]
var T166= [[51.185478, 4.415953, 1.1947], [51.184678, 4.416353, 3.6489]]
var T167= [[51.185478, 4.415953, 1.1422], [51.184678, 4.416353, 3.623]]
var T168= [[51.185478, 4.415953, 1.1283], [51.184678, 4.416353, 3.6383]]
var T169= [[51.185478, 4.415953, 1.1035], [51.184678, 4.416353, 3.6282]]
var T170= [[51.185478, 4.415953, 1.1284], [51.184678, 4.416353, 3.659]]
var T171= [[51.185478, 4.415953, 1.1029], [51.184678, 4.416353, 3.587]]
var T172= [[51.185478, 4.415953, 1.1691], [51.184678, 4.416353, 3.5362]]
var T173= [[51.185478, 4.415953, 1.1053], [51.184678, 4.416353, 3.6083]]
var T174= [[51.185478, 4.415953, 1.15], [51.184678, 4.416353, 3.6583]]
var T175= [[51.185478, 4.415953, 1.1757], [51.184678, 4.416353, 3.6499]]
var T176= [[51.185478, 4.415953, 1.1497], [51.184678, 4.416353, 3.6805]]
var T177= [[51.185478, 4.415953, 1.1488], [51.184678, 4.416353, 3.6873]]
var T178= [[51.185478, 4.415953, 1.1339], [51.184678, 4.416353, 3.6728]]
var T179= [[51.185478, 4.415953, 1.1152], [51.184678, 4.416353, 3.6584]]
    
```

Figuur 3.15: Csv file met coördinaten van de camera, de tijdseenheid en het rook level

De input is de longitude en latitude waarde samen met het risico level. Het resultaat is een heatmap die zowel plaats als tijdsgebonden de verschillende experimenten visualiseert.

In het eerste voorbeeld is er enkel in het centrale deel van de tunnel waar de brandhaard gelocaliseerd is een gedaalde zichtbaarheid. De andere delen van de tunnel zijn rookvrij. In het tweede voorbeeld ziet men de rookverspreiding doorheen beide kanten van de tunnel, deze duiden op een slechte zichtbaarheid voor de gehele tunnel. Deze informatie kan zeer nuttig zijn bij het bestrijden van rampen of bij het evacueren van slachtoffers. Door het analyseren van de verschillende mappen zoals in figuur 3.16 over de tijd is het mogelijk om een spatiaal, temporele analyse te maken van het rookverloop. Hierdoor krijgt men informatie/ cijfers over de richting, de snelheid en de dikte van de rook waardoor rook-lezen zoals in de literatuurstudie werd vernoemd mogelijk wordt.

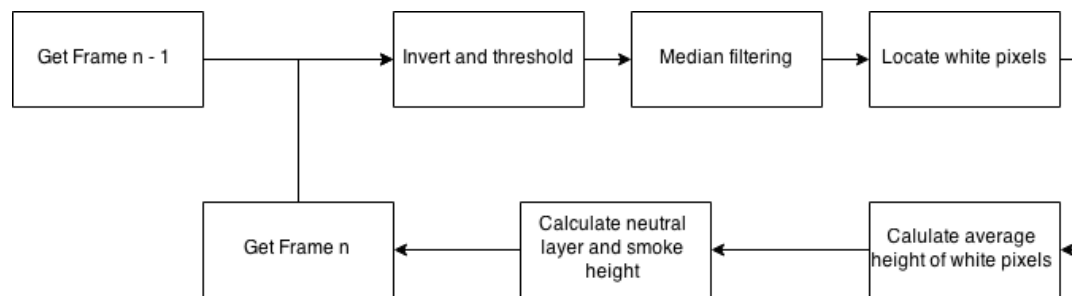


Figuur 3.16: Heatmap voor de rook levels in de Craeybecktunnel

4 Thermische bepaling van de karakteristieken van de rooklaag

4.1 Algemene principes en noden

Zoals reeds aangehaald in de literatuurstudie is de hoogte van de rooklaag een belangrijke indicatie voor het verdere brandverloop. Het voorgestelde algoritme in hoofdstuk 3 geeft enkel een richting en verandering in ruimte, maar geen hoogte inschatting. Indien de hoogte van de neutrale laag gekend is kan ingeschat worden hoeveel rook er achter een ruimte verborgen zit. De hoogte zal ook indiceren hoeveel vrije ruimte er nog beschikbaar is. Indien deze kenmerken gekend zijn kan beslist worden of het veilig is om de ruimte te betreden ofdat er een andere opening moet gezocht worden. Stel dat de ruimte volledig gevuld is met warme rook, dan zal de neutrale laag heel laag hangen. In dit geval is er een reële kans op flash-over. Door de warmtebeeldcamera te optimaliseren met het voorgestelde algoritme (zie figuur 4.1) wordt hier een poging gedaan om real-time de hoogte van de rooklaag te meten. De haalbaarheid van de implementatie werd getest met camerabeelden genomen tijdens opleidingen brandweerman in het oefencentrum te Zedelgem.



Figuur 4.1: Flowchart om de neutrale laag bij brand te bepalen

4.2 Algoritme

De beelden uit de thermische Flir camera zijn grijswaarden en dienen dan ook niet omgezet naar een beter kleurmodel. Eerst een thresholding (zie figuur 4.3) en een inversie (zie figuur 4.2) van de grijswaarden om te voorkomen dat vreemde objecten in de omgeving in rekening worden gebracht. Dit zoals de lucht die ook een iets heldere saturatie bezit. Een mediaan filter zorgt ervoor dat eventuele ruis ook wordt verwijderd. Vervolgens wordt per frame de positie van de rooklaag bepaald. Door de afbeelding te scannen van links naar rechts van bovenaf tot beneden worden de gemiddelde positie van de neutrale laag bepaald. Dit doordat heldere/ witte pixels (na thresholding) representatief zijn voor de warme rook. De bovenste laag mag echter niet in rekening gebracht worden omdat de lucht daar soms als positieve witte pixel wordt weergegeven (zie figuur 4.2). De hoogte wordt uiteindelijk weergegeven met een lijn op het scherm.

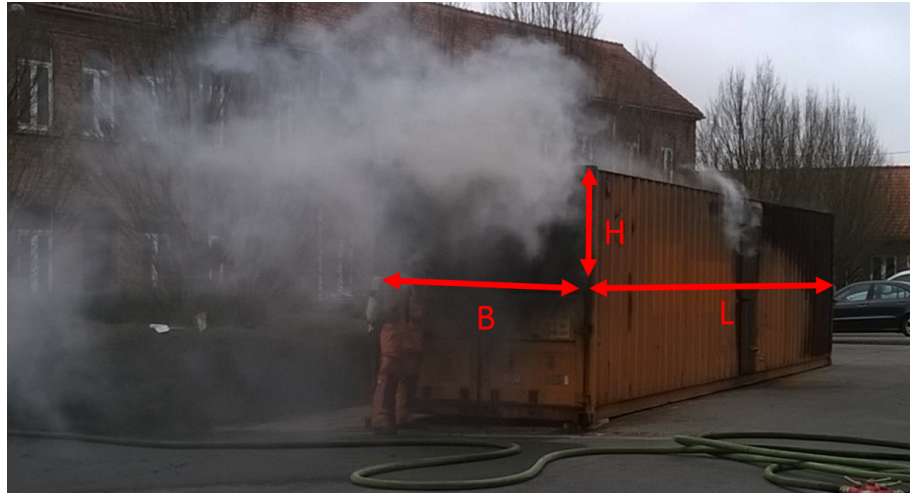


Figuur 4.2: Links het thermisch beeld, rechts het geïnverteerde beeld



Figuur 4.3: Links het thermisch beeld, rechts het gethresholde beeld

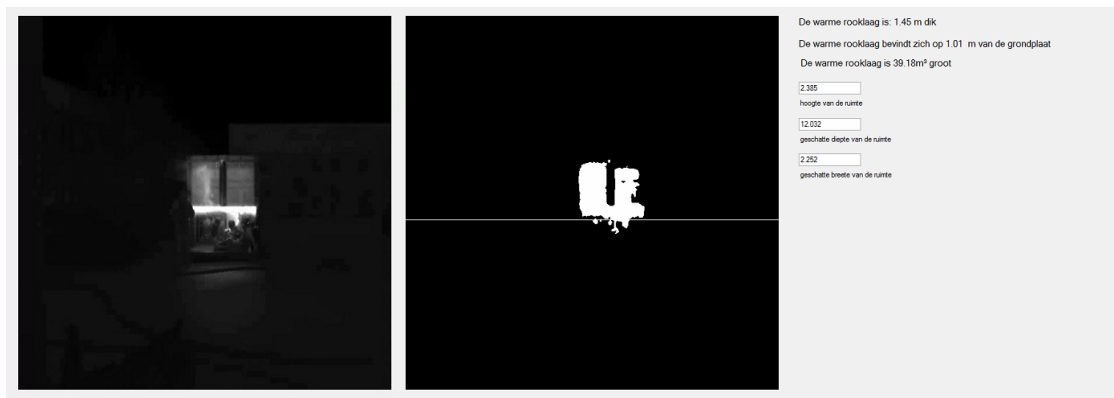
Door voor een gekende ruimte, de maten in te geven zal het algoritme uiteindelijk een ruwe schatting maken van de totale hoeveelheid warme rook. Door inhoudsformules toe te passen krijgt men real-time een benadering van dit volume. De berekeningen gaan echter van een rechthoekige omgeving uit zoals de container. (figuur 4.4)



Figuur 4.4: Container te Zedelgem met overeenkomstige maten

4.3 Evaluatie in reële omstandigheden

De applicatie zoals voorgesteld in figuur 4.5 links het thermische beeld, midden het gefilterde beeld met hoogte aanduiding, rechts de berekeningen van de hoeveelheid rook, duidt op een goede manier de neutrale laag aan. De berekeningen voor de hoeveelheid warme rook zijn realistisch. Het nadeel van deze applicatie is dat de camerabeelden statisch zijn. Een herberekening bij beweging werd niet toegevoegd. Verdere optimalisatie is nog nodig. De applicatie geeft wel een eerste goede indicatie om snelle tactische besluiten te nemen bij brandbestrijding. Brandweermannen gaven ook reeds aan dat deze applicatie in het veld effectief een meerwaarde zou bieden.



Figuur 4.5: Applicatie om neutrale laag te visualiseren

5 Stereovisie bij brandbestrijding

5.1 Inleiding

Het gebruik van camera's binnen de brandbestrijding is steeds meer en meer aan het toenemen. Ook de applicaties die hiervoor voorzien zijn worden meer en meer gebruikt. Recent werd onderzoek gedaan hoe thermische camera's kunnen worden ingezet bij de bestrijding van branden, het zoeken van slachtoffers, het opsporen van lekkende installaties enzovoort. Er werd reeds ook onderzoek gedaan hoe stereovisie kan toegepast worden om afstanden in te schatten om zo mensen en eventueel robots aan te sturen.

Er wordt hierbij steeds een onderscheid gemaakt tussen thermische infrarood stereovisie en visuele stereovisie. Starr en Lattimer [17] maken hiervan een opsomming van de gekende technieken en vergelijken hoe deze kunnen worden toegepast in het verhaal van de brandmonitoring.

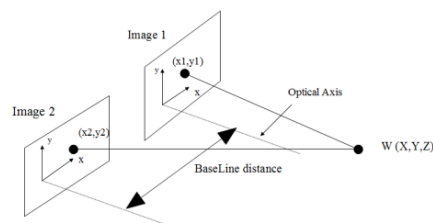
De opstelling die wij echter voorstellen is een combinatie van zowel thermische low-cost infrarood beelden en visuele beelden (cross spectral stereovisie). Hierbij wordt gekeken wat de voordelen zijn van de combinatie en welke optimalisaties er bestaan bij het genereren van een dieptemap uit de beelden. Het meten van de accurate diepte en de afstand tot de vuurhaard kan een handige tool zijn om een vuurhaard correcter te bestrijden.

5.2 Visuele stereovisie

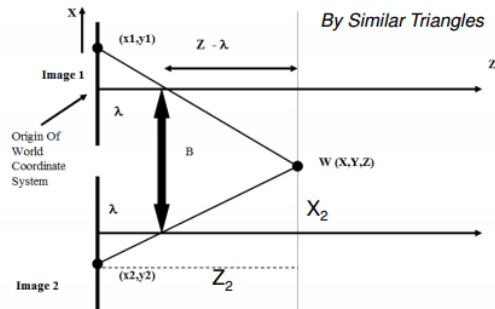
5.2.1 Principe

Via stereovisie kan de afstand van het object tot de camera worden bepaald. Het principe is gesteund op de werking van ons linker en rechteroog die telkens een verschoven beeld zien van elkaar.

Als men de disparity van het object kent, dan kan hieruit de afstand worden bepaald. Stereovisie wordt dus opgedeeld in twee kleine sub-problemen. Eerst disparity of verplaatsing bepalen en vervolgens de afstand hieruit bepalen. Stereobeelden zijn eigenlijk twee beelden van dezelfde wereld scene genomen vanuit een kleine verschoven view point zoals voorgesteld in figuur 5.1. Als wordt uitgegaan van twee parallelle beelden, die perfect uitgelijnd zijn ten opzicht van elkaar, dan zijn de twee focale lengten gelijk aan elkaar. Hieruit kan men dan de relatie tussen de diepte en de beeld coördinaten berekenen.



Figuur 5.1: Basisopstelling stereovisie systeem


Figuur 5.2: Afleiding formule stereovisie

Door het toepassen van onderstaande formules wordt gezien dat de disparity een maat is voor de diepte van het object.

$$X_1 = \frac{x_1}{\lambda}(\lambda - Z_1)$$

$$X_2 = \frac{x_2}{\lambda}(\lambda - Z_2)$$

$$X_2 = X_1 + B$$

$$Z_1 = Z_2 = Z$$

\Rightarrow

$$X_1 = \frac{x_1}{\lambda}(\lambda - Z_1)$$

$$X_1 + B = \frac{x_2}{\lambda}(\lambda - Z_2)$$

$$(Z - \lambda) = \frac{\lambda B}{x_1 - x_2}$$

\Rightarrow

$$Depth = \frac{K}{x_1 - x_2}$$

\Rightarrow

$$Depth = \alpha = \frac{1}{Disparity}$$

Er wordt in deze berekening reeds uitgegaan dat het om twee identieke camera's gaat en dat deze perfect in het XY vlak uitgelijnd zijn ten opzicht van elkaar.

5.2.2 Basisalgoritme

De algoritmes die de stereomatching doen zijn gebaseerd op het vinden van overeenkomstige locaties in het linkse en rechtse beeld en die overeenkomen met eenzelfde wereld punt. Dit wordt dan ook het correspondentie probleem genoemd. Een basis algoritme hiervoor is het scannen over een scanlijn tot wanneer men een corresponderende pixel vindt binnen een overeenkomstig window size in het rechtse beeld. Om de overeenkomstige correlatie functie te vinden kunnen twee berekeningen gedaan worden : We nemen ofwel de SSD: sum of squared deviations:

$$\psi(I_l(x, y), I_r(x + d, y)) = (I_l(x, y) - I_r(x + d, y))^2$$

Of de SAD: de sum of absolute differences:

$$\psi(I_l(x, y), I_r(x + d, y)) = |I_l(x, y) - I_r(x + d, y)|$$

Uiteindelijk wordt een disparity grijs schaal map verkregen waar de intensiteit de afstand representeert. De donkere gebieden bevinden zich verder weg en de lichtere gebieden zijn de dichtere regio's. De uitwerking en optimalisatie van het basis visuele stereovisie beeld wordt in figuur 5.3 voorgesteld.

De pseudo code voor het basis scanlijn algoritme om disparity map van een afbeelding te maken. De twee input afbeeldingen zijn reeds uitgelijnd ten opzichte van elkaar.

Algorithm 1 Calculate disparity map

Create a minSSD array equal to the size of the image, with large initial values
Create a disparity array equal to the size of the image

```

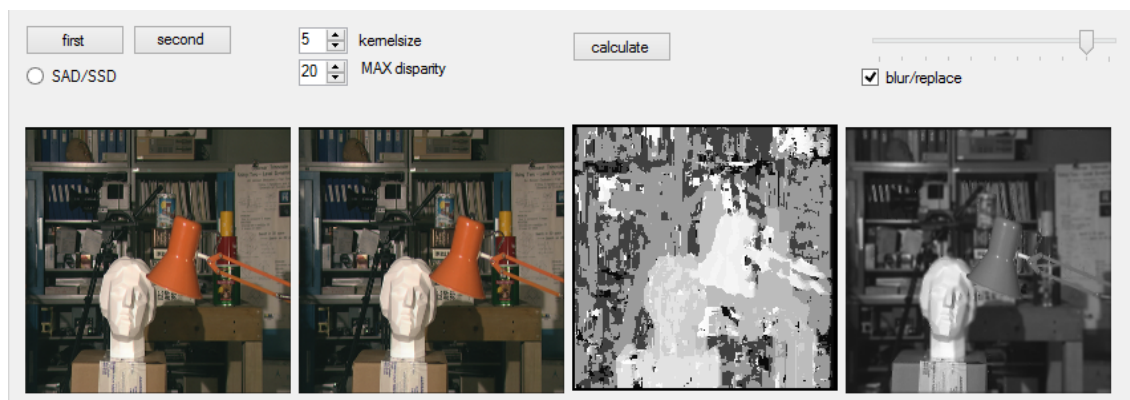
for  $k = 0$  to MAXSHIFT do
  shift right image to the right by  $k$  pixels
  perform SSD or SAD between left image and shifted right image
  update the minSSD and disparity array
  for each pixel coördinate  $(i, j)$  do
    if  $\text{ssd}(i, j) < \text{minSSD}(i, j)$  then
       $\text{minSSD}(i, j) \leq \text{ssd}(i, j)$ 
       $\text{disparity}((i, j)) \leq k$ 
    end if
  end for
end for

```

Om een optimalisatie te testen zowel tijd gebaseerd als kwalitatief gebaseerd wordt ook getest met de SAD sum of absolute differences. De verschuiving van k -pixels in de afbeelding gebeurt door de boundarybox telkens te laten aanpassen. Er wordt ook getest met verschillende box groottes in functie van de kwaliteit.

Om snellere berekeningen te krijgen wordt de pixeldata als een bytearray opgeslagen en for-lussen geparallelliseerd. Hierdoor is er sneller toegang bij de berekeningen.

De applicatie (figuur 5.3) bevat twee knoppen om twee verschoven foto's toe te voegen, twee velden waar de kernelsize en de maxima disparity kunnen ingesteld worden. Een keuze tussen SAD EN SSD. De derde afbeelding is de niet geoptimaliseerde dieptemap na histogramegalisatie.



Figuur 5.3: Stereovisie basis applicatie

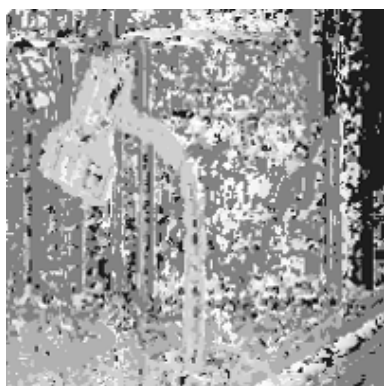
Verschillende kernelsizes worden gekozen bij de berekening voor zowel SAD als SSD.

kernel size	SAD	SSD
3x3	1109 ms	2631 ms
5x5	2011 ms	7306 ms
7x7	3799 ms	11057 ms

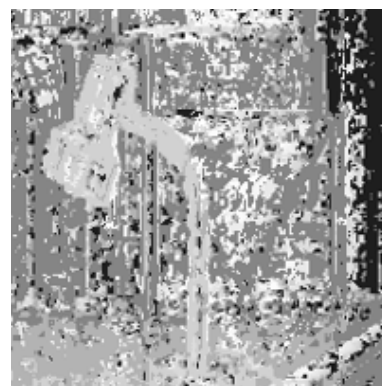
Tabel 5.1: Tijdsberekening voor verschillende kernel groottes

Uit tabel 5.1 blijkt dat de SAD veel snellere berekeningen oplevert voor eenzelfde kernelsize.

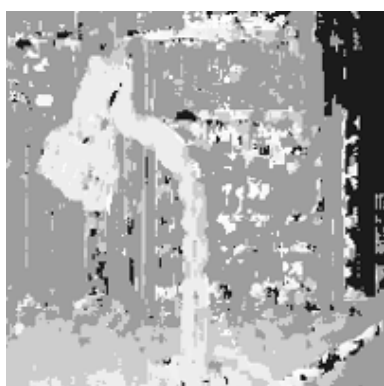
Er wordt opgemerkt dat er weinig tot geen visueel verschil zit tussen SAD en SSD zie figuur 5.4 er is wel een verschil voor de tijdsberekening zie tabelstereovisie basis applicatie. Er kan dus gesteld worden dat SAD de optimale methode is. Door een grote kernelsize te nemen wordt er veel van de ruis vermeden, maar de detail in de afbeelding gaat ook achteruit. Het wordt per afbeelding een afweging wat de ideale kernelsize is.



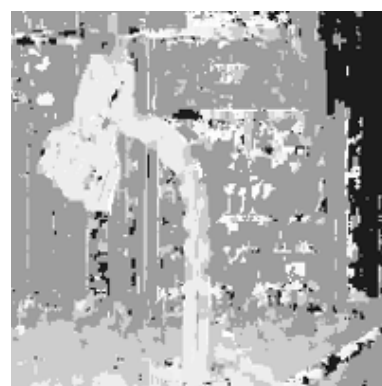
(a) SAD voor kernelsize 3x3



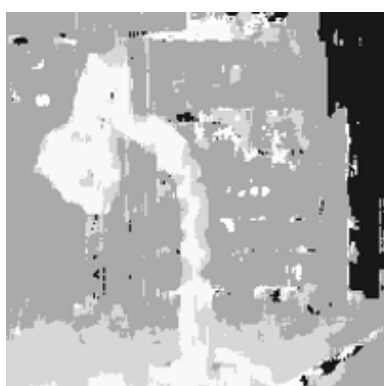
(b) SSD voor kernelsize 3x3



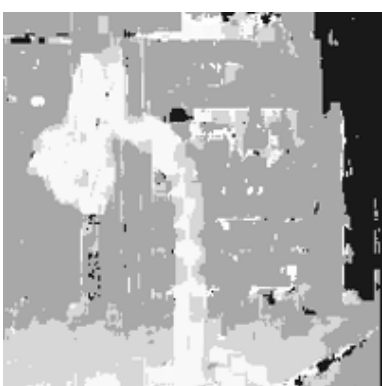
(c) SAD voor kernelsize 5x5



(d) SSD voor kernelsize 5x5



(e) SAD voor kernelsize 7x7



(f) SSD voor kernelsize 7x7

Figuur 5.4: SAD en SSD afbeeldingen bij verschillende kernel groottes

5.2.3 Optimalisatie basisalgoritme

Een verbetering van het scanlijnalgoritme wordt in figuur 5.5 voorgesteld. De eerste verbetering werd reeds toegepast en is een histogramequalisatie. Hierdoor is het contrast in de diepte map groter en zijn de overgangen visueel duidelijker merkbaar.



Figuur 5.5: Geoptimaliseerde disparity map

Eerste afbeelding ongewijzigd, tweede met post-processing, derde met pre-processing. De ruis is duidelijk verdwenen uit het beeld en de achtergronden zijn ongewijzigd. Enkel kleine randen en objecten kunnen vervaagd worden door de post-processing.

De post-processing bestaat uit het uitvoeren van een median filter (om salt en peper noise, witte vreemde vlekken te verwijderen) en een sluiting op de afbeelding te doen. De sluiting gebeurt door eerst een dilatatie en daarna een erosie van het beeld te nemen. Vervolgens passen we nog een gaussian filter toe om witte ruis eventueel te verwijderen.

De pre-processing gebeurt door een grayscale te nemen van de afbeelding gevolgd door een histogramequalisatie om zeker genoeg contrast van de waarden te hebben om te vergelijken.

De technieken zijn gebaseerd zoals voorgesteld door Aditya et al. en Rossing et al. [18] en [19]. Een mogelijks andere verbetering is het toepassen van een multi window algoritme. Zoals reeds vooraf aangehaald levert een andere window size verschillende dieptemappen op met meer of minder ruis elementen. Het window dat dan voor de afbeelding een maximale correlatie geeft wordt hierna gebruikt om de disparity en dieptemap verder te berekenen.

5.2.4 Toepassingen

Verschillende projecten zijn reeds gestart om niet enkel statische objecten te bekijken met de stereovisie algoritmes. Diepte bepaling uit video's wordt ondermeer gebruikt in games met als voorbeeld de kinect, maar ook gesture recognition kan video dieptebepaling worden gedaan. Ook bij brandbestrijding werden er reeds verschillende testen gedaan die dieptebepaling gebruiken om realtime de afstand tot de vuurhaard te bepalen <https://www.youtube.com/watch?v=5rAdXdy77tw>

5.3 Thermal infrarode stereovisie

Thermische camera's en zeker de combinatie met stereovisie geven enkele grote voordelen in brandbestrijding. Deze camera's hebben immers de mogelijkheid om door rook heen te zien. Het vinden van een terugweg is dankzij deze camera's vereenvoudigd. Enkele beelden van een ruimte gevuld met dikke rook gezien vanuit een gewone visuele camera ten opzichte van een thermische camera. Figuur 5.6 geeft hiervan een duidelijk voorbeeld. Bij de visuele camera kan men niet in de container kijken terwijl er op de thermische beelden duidelijk mensen aanwezig zijn in de container. De vuurhaard en de warme rooklaag zijn ook afgetekend bij de thermische beelden terwijl de visuele beelden enkel een wazige rook tonen.



(a) Thermisch beeld



(b) Visueel beeld

Figuur 5.6: Thermisch en visueel beeld brandproeven Zedelgem

Verschillende thermische IR camera's laten toe zonder externe calibratie of aanpassingen om de temperatuur te mappen en weer te geven. Ook de aanpasbaarheid aan de situatie van deze camera's is groot.

Stereovisie met thermische camera's zal dus meer mogelijkheden leveren binnen dikke rook omstandigheden. Er zijn grote gelijkenissen tussen thermische en visuele stereovisie. Indien de calibratie en de rotatie gekend zijn kunnen de basisalgoritmes zoals reeds voorgesteld bij visuele stereovisie worden toegepast. De aanpak zal enkel anders zijn om de camera's te kalibreren en uit te lijnen ten opzichte van elkaar.[20] De aanpak van grote hoeveelheden ruis ten gevolge van de meestal lagere resoluties bij thermische IR camera's zal nodig zijn.

De uitlijning is anders dan bij visuele stereovisie dit doordat thermische camera's geen kleuren weergeven en dus niet uitgelijnd kunnen worden met voorbeeld een traditioneel schaakbord. Oplossingen zijn reeds beschreven door het gebruiken van een schaakbord met verschillende emissiviteit of het gebruiken van een bord met een patroon van thermische weerstanden. Om de grote hoeveelheid ruis te vermijden werd reeds onderzocht dat een mediaan filter de beste resultaten geeft om nog steeds een grote hoeveelheid informatie te hebben, maar toch een sterke reductie van het ruis level.

5.4 Cross spectrale stereo-matching

5.4.1 Thermische versus visuele stereovisie in rookomstandigheden

Starr en Lattimer [17] onderzochten reeds het verschil van het soort camera om een disparity map te maken voor verschillende rookomgevingen. Hierbij kwamen onderstaande resultaten naar voor. De aantallen zijn de percentages voor respectievelijk juist/ verkeerd of niet gelabelde stereovisie afbeeldingen.

Stereo system	Box Target		
	<i>Correct</i>	<i>Incorrect</i>	<i>Unmatched</i>
<i>Visible</i>	58.02	1.29	40.69
<i>Thermal IR</i>	25.9	0.03	74.07
	Heated Pipe Target		
	<i>Correct</i>	<i>Incorrect</i>	<i>Unmatched</i>
<i>Visible</i>	58.52	0.59	40.89
<i>Thermal IR</i>	70.45	0	29.55
	Ceiling Block Target		
	<i>Correct</i>	<i>Incorrect</i>	<i>Unmatched</i>
<i>Visible</i>	95.96	0	4.04
<i>Thermal IR</i>	24,39	0	

Tabel 5.2: Overeenkomst voor stereovisie bij omgeving zonder rook

Stereo system	Box Target		
	<i>Correct</i>	<i>Incorrect</i>	<i>Unmatched</i>
<i>Visible</i>	0	0	100
<i>Thermal IR</i>	3.33	0.12	96.55
	Heated Pipe Target		
	<i>Correct</i>	<i>Incorrect</i>	<i>Unmatched</i>
<i>Visible</i>	0	0	100
<i>Thermal IR</i>	43.26	0	56.74
	Ceiling Block Target		
	<i>Correct</i>	<i>Incorrect</i>	<i>Unmatched</i>
<i>Visible</i>	0	0	100
<i>Thermal IR</i>	22.89	0	77.11

Tabel 5.3: Overeenkomst voor stereovisie bij omgeving met rook

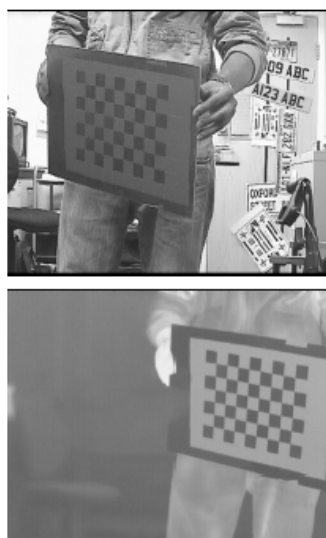
Er wordt hierbij duidelijk aangetoond dat een dieptemap met thermische camera veel betere resultaten zal opleveren bij rook/dikke rook omstandigheden. Indien de voordelen van beide camera's gecombineerd worden in een nieuw systeem zal er nog een beter resultaat ontstaan hierbij wordt gekeken naar cross spectral stereomatching. De combinatie van zowel visuele als thermische beelden in stereovisie wordt meer en meer onderzocht. Beide camera's hebben elk binnen hun spectrum specifiek gegevens.

Infrarode camera's zijn zo ongevoelig voor veranderingen in zichtbare licht omstandigheden zoals aanpassing van illuminatie of schaduwen. Deze zijn ook ongevoeliger voor rook en stofwolken en kunnen objecten die gelijkaardig lijken als hun achtergrond(gezien vanuit visueel spectrum) uit elkaar onderscheiden. Aan de andere kant zullen thermische camera's moeilijkheden hebben bij het onderscheiden van oppervlakken met eenzelfde temperatuur ten opzicht van hun achtergrond. De combinatie zal enkel voordelen opleveren.

De steeds toenemende ontwikkeling van infrarood camera's en de mogelijkheid om goedkopere camera's, zoals de Flir Lepton te maken zorgen voor een zeer interessante topic. De multimodale systemen geraken ook meer en meer ingeburgerd in vliegtuigsystemen en binnen defensie. De toepassing binnen het brandbestrijding verhaal en de opvolging van de brandontwikkeling is dus zeker een topic om verder te onderzoeken.

5.4.2 Bestaande algoritmes

Vooraleer te starten met stereomatching moet er eerst een calibratie van de twee beelden gebeuren. Pinggera et al. [21] halen reeds aan dat verschillende algoritmes voor cross spectrale matching uitgaan van gesimuleerde beelden. Hun aanpak om de camera's te kalibreren bestaat erin om een duaal patroon dat zichtbaar is in beide spectra weer te geven. Zoals een metalen plaat met een reflectie schaakbord patroon opgewarmd door een halogeen lamp of hete lucht zie figuur 5.7.



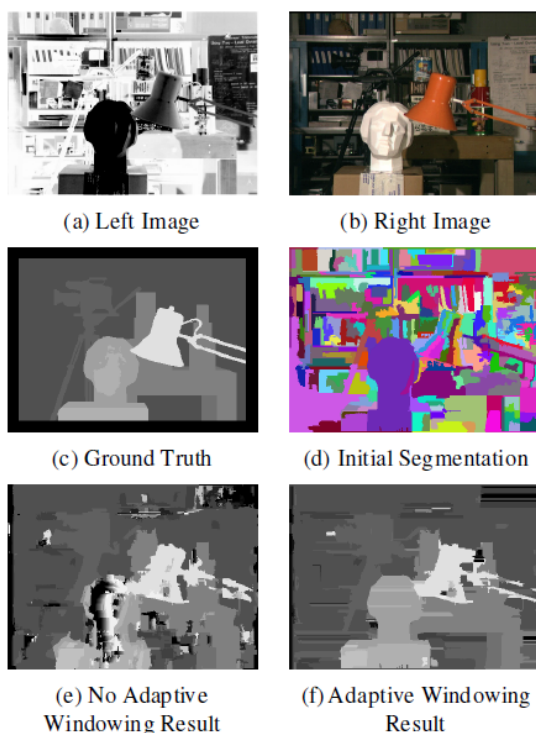
Figuur 5.7: Calibratie voor cross spectrale stereovisie

Vervolgens wordt het schaakbord patroon herkend in beide beelden en doen we een rechtekking van de beelden ten opzicht van elkaar. Hierdoor krijgen we een 1D uitlijning van de beelden want op de horizontale scanlijnen zullen de elementen uit de eerste afbeelding overeen komen met een overeenkomstig punt in de tweede afbeelding die op eenzelfde rij ligt.

Een eerste benadering voor de multimodale stereomatching is voorgesteld door Mouats et al. [22]. Door een frequentie gebaseerde edge detection te combineren met een edge histogram beschrijving wordt de overeenkomst tussen twee beelden uit een verschillend spectrum berekend. Door het toepassen van Log-Gabor functies met verschillende richting en frequenties ontstaan zwakke features die onafhankelijk zijn van het contrast in de afbeelding noch de verandering in illuminatie. Door de combinatie van frequentie analyse op een bepaald punt en de spatiale distributie van de contouren in het omliggende window kunnen overeenkomstige beelden uit verschillende spectrale gebieden gemapt worden naar elkaar.

Een tweede benadering om multimodale stereovisie toe te passen wordt voorgesteld door Yaman et al. [23]. Door gebruik te maken van overeenkomstige informatie tussen beide beelden en het samenvoegen door een gesegmenteerde adaptieve windowing toe te passen wordt eenzelfde dieptemap gemaakt met overeenkomstige de kwaliteit van een kinect.

De basis methode gaat uit van het uitgelijnde artificiële IR en RGB beeld. Vervolgens wordt een segmentatie gedaan van de infrarood beelden, gevolgd door een berekening van de cost matrix en als laatst de berekening van de disparity vlakken. De segmentatie van de beelden gebeurt door het toepassen van mean-shift algoritme. Gevolgd door de adaptieve windowing voor de berekening van overeenkomstige informatie en uiteindelijk een selectie van de pixel met een minimale cost in de costmatrix. Dit stelt dan de disparity voor. Uiteindelijk wordt onderstaand resultaat bekomen.



Figuur 5.8: Disparity map door segmentatie

Een derde benadering om cross spectrale stereomatching te bepalen wordt voorgesteld door Pinggera et al. [21]. De gradient oriëntering en de overeenkomstige densiteit in verschillende beelden worden als features genomen. Per pixel wordt er een omliggende block opgedeeld in subblockken waarbij een histogram voor de oriëntering van de gradiënten wordt berekend per subblock. Vervolgens worden de sub delen samengevoegd om een feature descriptor te maken per pixel. Deze worden dan vergeleken tussen de IR-beelden en de visuele beelden. De laagste overeenkomstige distance wordt dan als maat genomen voor de disparity map.

5.4.3 Voorstelling nieuwe methodiek

Er wordt een eigen algoritme voorgesteld om de cross-spectrale stereovisie uit te voeren. Dit gebaseerd op verschillende andere reeds gekende werkzame algoritmes. Hieronder volgt de pseudocode voor het voorgestelde algoritme om een disparity map te maken. Er wordt uitgegaan van twee uitgelijnde afbeeldingen.

Algorithm 2 Calculate cross spectral disparity map

Create a minSSD array equal to the size of the image, with large initial values
 Create a disparity array equal to the size of the image

Perform Sobel operation on the first image
 Perform Sobel operation on the second image

Calculate the deviation of the first sobel image = deviation left
 Calculate the deviation of the second sobel image = deviation right

for $k = 0$ to MAXSHIFT **do**
 shift right deviation to the right by k pixels
 perform SSD or SAD between left deviation and shifted right deviation
 update the minSSD and disparity array
 for each pixel coördinate (i, j) **do**
 if $ssd(i, j) < minSSD(i, j)$ **then**
 $minSSD(i, j) \leq ssd(i, j)$
 $disparity((i, j)) \leq k$
 end if
 end for
end for

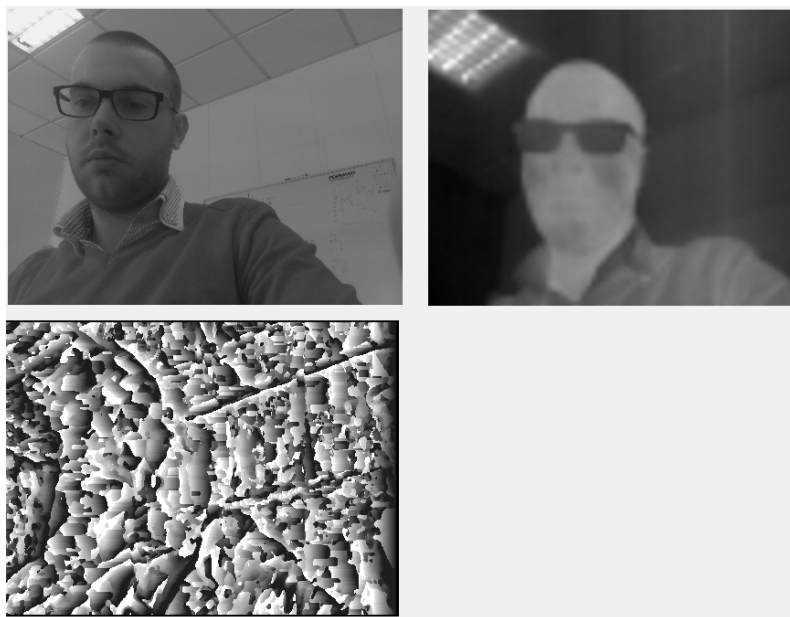
Perform histogram equalization on the disparity map
 Perform median filtering on the disparity map

Zowel het visueel als het thermisch beeld bevatten de randen van de meeste objecten. (zie figuur 5.9. Links het visueel beeld met zijn gradiënt rechts het thermisch beeld.) De gradiënt van de afbeelding wordt bepaald en de mate van verandering, de deviatie wordt in rekening gebracht. Door deze veranderingen terug te gaan zoeken in het thermisch beeld kan een disparity map worden verkregen.



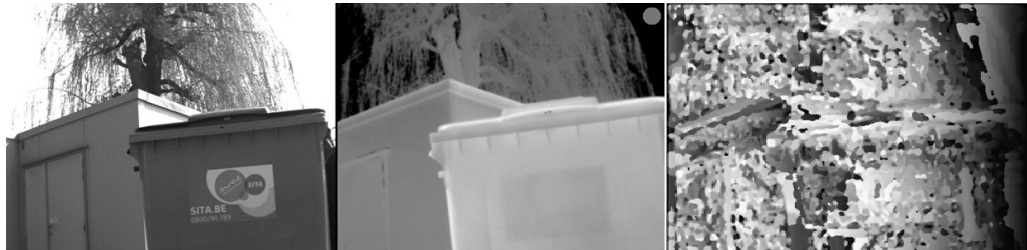
Figuur 5.9: Visueel en thermisch beeld met overeenkomstige gradient

De Flir Lepton camera samen met de Pi-camera van Raspberry-Pi leveren figuur 5.10 op. Er is hierbij geen duidelijke aftekening van de diepte map. Enkel de grote randen zijn merkbaar, maar ook niet duidelijk.



Figuur 5.10: Thermisch en visueel beeld met overeenkomstige disparity map

Een tweede test met uitgelijnde camera standpunten via de Mobotix M15 camera leveren geen grotere verbeteringen op zie figuur 5.11. De beoogde resultaten blijven achterwege en de voorgestelde methodiek dient nog verbeterd te worden. De gebieden die weinig tot geen verandering in intensiteit hebben worden volledig fout voorgesteld. Een verder onderzoek naar gemeenschappelijke features in egale vlakken is nodig. Algemeen kan gesteld worden dat cross spectrale stereovisie een meerwaarde oplevert, maar zeker nog onderzoek verder nodig is.



Figuur 5.11: Thermisch en visueel beeld met overeenkomstige disparity

6 Conclusie

6.1 Besluit

In de literatuur zijn er reeds verschillende branddetectie methodieken voorgesteld. De monitoring van de brandontwikkeling of een voorspelling van het brandgedrag zijn echter weinig onderzocht topics. Om hierop een antwoord te bieden is deze masterproef een grote start voor verder onderzoek. De algoritmes die worden voorgesteld werden ook in reële cases getest waardoor de haalbaarheid bewezen werd. Door eerst de basisbeeldverwerkingstechnieken en branddetectiesystemen te bestuderen werd een beter inzicht verkregen waarop verder kon gebouwd worden.

Een eerste grote onderzoeksvraag was de monitoring van de rookpropagatie en een meting van de actuele zichtbaarheid bij brandproeven in de Craeybecktunnel. Door aan de visibiliteit risico levels toe te kennen kan er sneller beslist worden waar slachtoffers eerst moeten worden geëvacueerd. Het voorgestelde algoritme werd getest op verschillende camerabeelden en de output werd uiteindelijk geïntegreerd in een FireGIS systeem. Een visualisatie met heatmaps leverde een intuïtief overzicht van de brandproeven.

Het systeem werd uiteindelijk teruggekoppeld naar Agentschap wegen en verkeer waardoor deze een beter zicht kregen op de werking van de ventilatiesystemen. De voorgestelde methodiek voor rookpropagatiemonitoring en visibiliteitsbepaling werd ook getest in andere rookomgevingen waar de haalbaarheid bewezen werd. Op het 2de Europees symposium voor fire safety science werd de methodiek ook voorgesteld. Dit geeft reeds aan dat er wetenschappelijke interesse is naar deze onderzoekstopic. (Zie Appendix A met conferentie paper)

Een tweede onderzoeksvraag was de bepaling van de hoogte van de warme rooklaag bij branden in gesloten ruimtes. Een implementatie werd in hoofdstuk 4 in deze masterproef voorgesteld. Beelden genomen tijdens hitte trainingen in containers te Zedelgem zorgden voor een validatie van de voorgestelde techniek. Ruimtelijke berekeningen voor de hoeveelheid rook werden toegevoegd zodat een schatting van de totale hoeveelheid warme rook ook visueel kan worden weergegeven.

Het systeem heeft echter nog zijn beperkingen. Er wordt uitgegaan van statische genomen thermische beelden. Het is dus niet mogelijk om met een handheld camera de rooklaag te bepalen. Verder onderzoek kan hierop een antwoord bieden.

De integratie en combinatie van low-cost thermische en visuele camera's was een laatste onderzoekspiste in deze thesis. Rond dit onderwerp bestaan er verschillende methodieken, maar niet vanuit het brandbestrijding standpunt. Een optimalisatie en uitbreiding werd voorgesteld en uitgetest. De lange berekeningstijd maakt wel dat het systeem nog niet realtime kan worden ingezet. Ook de uitlijning van thermische en visuele stereovisie beelden dient nog verder onderzoek en optimalisatie.

6.2 Toekomstperspectieven

Deze masterproef maakte duidelijk dat sensorgebaseerde monitoring van de brandontwikkeling een weinig onderzochte topic is. De systemen die in deze thesis werden voorgesteld gingen soms uit van statische/labo omstandigheden. Het zal dus nodig zijn om verder adaptieve systemen te ontwikkelen die niet enkel op branddetectie focussen.

6.2.1 Sociale media

Er zijn verschillende uitbreidingen mogelijk in het voorgestelde FireGIS systeem. Nu wordt enkel de zichtbaarheid gemonitord maar metingen van temperatuur, kleur... kunnen zeker ook worden toegevoegd. Ook sociale media kan als input dienen om een overzicht te krijgen van een rampsituatie. Slakovkovikj et al. [24] tonen reeds de haalbaarheid hiervan aan.

6.2.2 Handheld camera's

Een grotere aantal dynamische camera's levert vele nieuwe onderzoeksmogelijkheden op. Handheld toestellen kunnen door een combinatie met dynamische video analyse een overzicht geven hoe de brand evolueert. Daarnaast kan de layout van een gebouw -die meestal onbekend is bij brandbestrijding- achterhaald worden via mobiele stereovisie. De C-Thru brandweerhelm geeft een voorbeeld van hoe men dit in de toekomst ziet.(figuur 6.1) Een verlaging van de berekeningstijd en een verbetering van de accuraatheid zijn echter nodig om gelijkaardige systemen effectief te gaan gebruiken.



Figuur 6.1: Voorstelling C-Thru brandweerhelm

6.2.3 Forecasting

Om dit hoofdstuk af te sluiten kan gezegd worden dat er nog veel mogelijk is bij de monitoring en predictie van brandontwikkeling. Door een steeds toenemend aantal statische en mobiele camera's is de hoeveelheid gekende informatie bij brandbestrijding toegenomen, maar optimalisatie en automatische selectie zijn nodig om snel beslissingen te kunnen nemen. Ook de realtime predictie van de brandontwikkeling staat nog in de kinderschoenen. De onderzoeksgroep van Merci et al. [25] doet dan ook verder onderzoek hierop.

Literatuurlijst

- [1] M. Teena and A. Manickavasagan, “Thermal infrared imaging,” in *Imaging with Electromagnetic Spectrum*, pp. 147–173, Springer, 2014.
- [2] F. Amon, N. P. Bryner, A. Lock, and A. Hamins, *Performance Metrics for Fire Fighting Thermal Imaging Cameras-Small-and Full-scale Experiments*. National Institute of Standards and Technology. Building and Fire Research Laboratory. Fire Research Division, 2008.
- [3] A. L. Francine Amon, “Evaluation of image quality of thermal imagers used by the fire service,” Tech. Rep. 2, National Institute of Standards and Technology, Building and Fire Research Laboratory, The address of the publisher, 2 2009. National Institute of Standards and Technology Technical Note 1630.
- [4] S. Weith-Glushko and C. Salvaggio, “Quantitative analysis of infrared contrast enhancement algorithms,” in *Defense and Security Symposium*, pp. 65430S–65430S, International Society for Optics and Photonics, 2007.
- [5] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital image processing*. Pearson Education, 3 ed., 2010.
- [6] J. Canny, “A computational approach to edge detection,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, no. 6, pp. 679–698, 1986.
- [7] B. Green, “Canny edge detection tutorial,” *from web resource. www.pages.drexel.edu/weg22/cantut.html*, 2002.
- [8] A. E. Çetin, K. Dimitropoulos, B. Gouverneur, N. Grammalidis, O. Günay, Y. H. HabiboÇşlu, B. U. Töreyn, and S. Verstockt, “Video fire detection–review,” *Digital Signal Processing*, vol. 23, no. 6, pp. 1827–1843, 2013.
- [9] Z. Liu, A. Kashef, G. Lougheed, J. Su, N. Bénichou, and K. H. Almand, “An overview of the international road tunnel fire detection research project,” in *10th fire suppression and detection research application symposium, Orlando, FL., USA February*, vol. 1, 2006.
- [10] R. Yasmin, “Detection of smoke propagation direction using color video sequences,” *International Journal of Soft Computing*, vol. 4, no. 1, pp. 45–48, 2009.
- [11] F. K. Amon, N. P. Bryner, and A. Hamins, *Thermal imaging research needs for first responders: workshop proceedings*. US Department of Commerce, Technology Administration, National Institute of Standards and Technology, 2005.

- [12] D. W. Dodson, “Where there’s smoke the fire officer’s guide to reading smoke,” *issue of FireRescue*, no. 9, 2007.
- [13] S. B. Karel Lambert, *Brandverloop technisch bekeken en tactisch toegepast*, vol. 1. SDU uitgevers, 1 ed., 2011.
- [14] R. G. Hallowell, M. P. Matthews, and P. A. Pisano, “Automated extraction of weather variables from camera imagery,” in *Proceedings of the 2005 Mid-Continent Transportation Research Symposium, Ames, IA*, pp. 1–13, 2005.
- [15] N. D. Narvekar and L. J. Karam, “A no-reference perceptual image sharpness metric based on a cumulative probability of blur detection,” in *Quality of Multimedia Experience, 2009. QoMEX 2009. International Workshop on*, pp. 87–91, IEEE, 2009.
- [16] M. Roser and F. Moosmann, “Classification of weather situations on single color images,” in *Intelligent Vehicles Symposium, 2008 IEEE*, pp. 798–803, IEEE, 2008.
- [17] J. Starr and B. Lattimer, “Application of thermal infrared stereo vision in fire environments,” in *Advanced Intelligent Mechatronics (AIM), 2013 IEEE/ASME International Conference on*, pp. 1675–1680, July 2013.
- [18] K. Aditya, V. K. Reddy, and H. Ramasangu, “Enhancement technique for improving the reliability of disparity map under low light condition,” *Procedia Technology*, vol. 14, pp. 236–243, 2014.
- [19] C. Röbbing, J. Hanika, and H. Lensch, “Real-time disparity map-based pictorial depth cue enhancement,” in *Computer Graphics Forum*, vol. 31, pp. 275–284, Wiley Online Library, 2012.
- [20] M. Gschwandtner, R. Kwitt, A. Uhl, and W. Pree, “Infrared camera calibration for dense depth map construction,” in *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2011 IEEE*, pp. 857–862, IEEE, 2011.
- [21] P. Pinggera¹², T. Breckon, and H. Bischof, “On cross-spectral stereo matching using dense gradient features,” in *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on*, 2012.
- [22] T. Mouats and N. Aouf, “Multimodal stereo correspondence based on phase congruency and edge histogram descriptor,” in *Information Fusion (FUSION), 2013 16th International Conference on*, pp. 1981–1987, IEEE, 2013.
- [23] M. Yaman and S. Kalkan, “Multimodal stereo vision using mutual information with adaptive windowing,” in *13th IAPR International Conference on Machine Vision Applications, IAPR*, 2013.
- [24] V. Slavkovikj, S. Verstockt, S. Van Hoecke, and R. Van de Walle, “Review of wildfire detection using social media,” *Fire safety journal*, vol. 68, pp. 109–118, 2014.
- [25] T. Beji, S. Verstockt, R. Van de Walle, and B. Merci, “Prediction of smoke filling in large volumes by means of data assimilation–based numerical simulations,” *Journal of Fire Sciences*, p. 0734904112437845, 2012.

Geographic Reasoning on Multi-Modal Fire Spread Data

F. Vandecasteele¹, T. Beji², B. Merci², S. Verstockt^{*,3}

¹ Research lab ELIT, Department of Industrial System and Product Design, Ghent University,
Graaf Karel de Goedelaan 5, 8500 Kortrijk, Belgium, florian.vandecasteele@ugent.be

² Department of Flow, Heat and Combustion Mechanics, Ghent University,

Sint-Pietersnieuwstraat 41, 9000 Gent, Belgium, tarek.beji@ugent.be, bart.merci@ugent.be

³ Multimedia Lab - ELIS Department, Ghent University – iMinds, Gaston Crommenlaan 8 bus 201, B-9050
Ledeberg-Ghent, Belgium, steven.verstockt@ugent.be

Abstract

This paper presents the general architecture of a multi-sensor GIS platform, i.e., fireGIS, which serves as a guideline for effective use of sensor data and geographic information in systems for fire incident management. The proposed platform allows the generation of real-time heatmaps that show the space-time distribution of fire risk levels across an area of concern based on multi-modal sensing. Such levels are to assist the decision makers in taking actions and aims at facilitating quick fire emergency response. Results of real fire experiments in a large-scale road tunnel show the feasibility of our approach.

Introduction

Geo-data is stored and used almost daily in many organizations, i.e., Geo-ICT is in growing expansion and changing in nature. In the context of disaster management, location identification and GEO-ICT is becoming increasingly effective, having a major role in the decision making process [1]. However, the real utilization of geo-information, such as road/building maps and real-time traffic data, and its combination with geotagged fire incident data is still limited in the analysis of fire emergency situations [2]. Geographic reasoning about fire events from heterogeneous multi-modal observations, i.e. the research topic of this paper, will help the fire crew in their decision-making process by fast on-site collaborative data collection and dynamic incident map creation on which space-time visual analysis can be performed [3].

The proposed fireGIS platform builds further on the multi-modal/multi-sensor fire detection work that has been performed at Ghent University during the past years [4, 5, 6] and extends it with the spatio-temporal mapping of the sensor data into real-time heatmaps that show the space-time distribution of fire risk levels. There are three major steps involved in the fireGIS process: (1) collection of low-cost multi-sensor data for the fire risk assessment, (2) fire maps creation and (3) spatio-temporal fire risk analysis. Within this paper, we will discuss each of these steps in more detail and illustrate their application by means of large-scale road tunnel fire experiments performed in Antwerp, Belgium by the end of 2014 (Figure 1). Real pool fires are ignited to analyze the propagation of the smoke and to show the smoke space-time spreading using the fireGIS platform. In these experiments, different types of cameras were used to monitor visibility-based smoke features.

Before going into detail concerning the architecture of the fireGIS platform, we discuss the importance of smoke reading, which is facilitated by the platform.

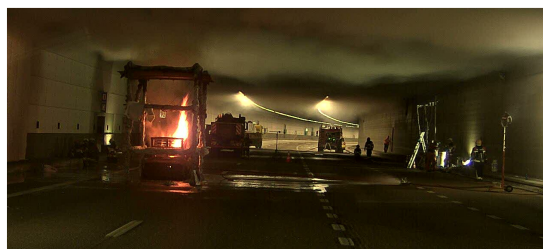


Figure 1 – fireGIS experiments at Craeybeckxtunnel in Antwerp, Belgium (November 2014).

Smoke reading

The location, the size, and the thickness of smoke can change the action plan for how to fight the fire. Furthermore, smoke is an important factor for evacuation of people. As such, reading smoke is essential for early warning and prediction of the fire behavior [7, 8]. By observing the spreading characteristics of smoke, firefighters can have a better understanding of the conditions that they will face. The speed of the smoke, for example, will give an indication about the pressure built up inside the building and the movement of the smoke will indicate if there is a large pressure inside. Combined with the turbulence this will give an impression of the possibility of a flash-over or ignition of the fire. However, not only the speed and movement but also the thickness of the smoke will give a lot of information about the fire. The smoke density or the thickness indicates if further burning is possible and with thick, black smoke, i.e., a very bad visibility, victims' chances of survival decrease rapidly. A low-visibility will also make the work of a fire crew very hard to find the victims. A fast evacuation of these regions will be necessary to increase the chance to survive. In this paper, the fireGIS platform will be used to automatically measure this visibility and visualize it on a spatio-temporal map of the environment.

* Corresponding author: c.author@myadress.com

General fireGIS architecture

The general architecture of the fireGIS platform is shown in Figure 2. In order to start the fireGIS analysis, the platform needs to get metadata input about the sensors and the environment which needs to be monitored. For each of the available sensors, a link to the sensor data stream and the location information, i.e., position, orientation and field of view (FOV), needs to be registered in the fireGIS platform. In our tunnel experiments, this information was provided by the Agency for Roads and Traffic (AWV) and the Flemish Tunnel and Control Center (VTC). In Figure 3, an overview is given about the data which was provided by both agencies. It is important to remark that, in its current form, the data is difficult to import in the fireGIS architecture directly and some pre-processing is needed. In the future, better guidelines should be developed describing how to deliver this kind of data in an efficient way. Finally, the user also needs to choose on which mapping service, e.g., Google Maps and OpenStreetMap (OSM), the spatio-temporal fireGIS detection results need to be shown.

Next, when all input is provided, the low-cost detection algorithms will start analyzing the data streams. In this paper, we only discuss the use of video data, but the generic character of the framework also allows other sensor types to be included. Subsequently, the single sensor detection results are projected to a 2D or 3D map of the environment using the location information of the sensors (Figure 3). In order to give an indication of the fire risk, different color codes ranging from green to red are used, corresponding to the detected smoke/visibility at each monitored point/region. For the tunnel experiments, mapping is done to a 2D representation of the environment, however, 3D mappings are also possible and have been investigated in previous work [9]. Finally, by analyzing the generated fire risk maps over time, a spatio-temporal analysis can be performed on the spreading of the fire. This can be very useful real-time information for fire incident management, but can also be used for post fire analysis and the validation/comparison with fire models.

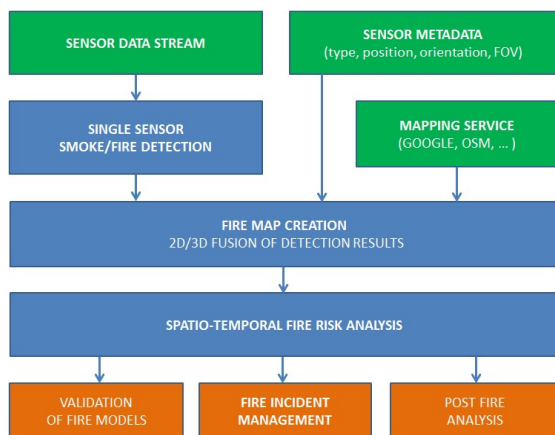
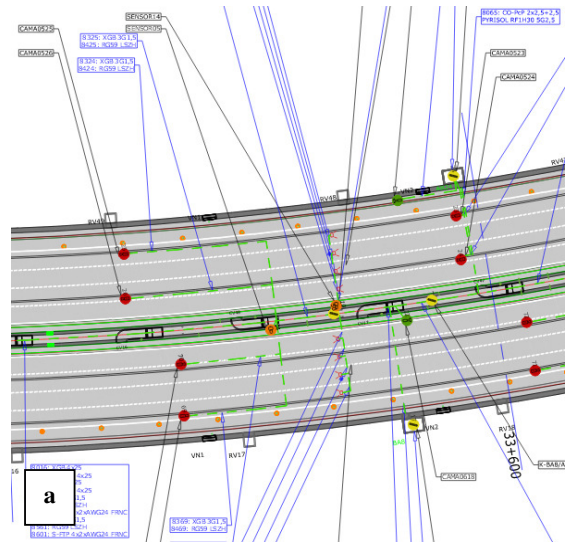


Figure 2 – Generic fireGIS architecture for spatio-temporal fire risk analysis.



Filename	Link	Orientation	Position
CAMA0592.mov	link	SO	4
CAMA0624p.mov	link	PTZ	3.5
CAMA0590.mov	link	SA	3
			2.5
CAMA0588.mov	link	SA	2
CAMA0586.mov	link	SA	1
CAMA0622p.mov	link	PTZ	0.5
			0
CAMA0582.mov	link	SO	-1
			-1.5
CAMA0580.mov	link	SO	-2
CAMA0578.mov	link	SO	-3
CAMA0620p.mov	link	PTZ	-3.5
CAMA0576.mov	link	SO	-4

Figure 3 – Sensor and environment input provided by the Agency for Roads and Traffic (AWV) and the Flemish Tunnel and Control Center (VTC). a) road map with sensor locations and b) links to sensor data streams and additional positioning/orientation information.

Tunnel fire experiments

Before going more into detail on the video fire detection (which was used to demonstrate the fireGIS platform), this section provides some additional information on the tunnel fire experiments.

The Craeybeckxtunnel is a tunnel between Brussel and Antwerp (N 51.1005, E 4.2406) in Belgium. To investigate the impact of the ventilation system on the propagation of the smoke, real pool fire tests were performed by the end of 2014. Besides the monitoring of the visibility metrics and the fire spread in case of a car fire, the recorded video images can also be used for validation of CFD simulations, which were performed prior to the tests (as shown in Figure 4). It is also important to remark that the ventilation system in the tunnel is transversal to the drive direction. This is not common and gives the opportunity to analyze smoke movement in such circumstances.



Figure 4 – Comparison of CFD temperature field and Craeybeckxtunnel video measurements.

Prior to the tests, decisions were also made related to the fire power. On the one hand, the fire power needed to be limited to avoid severe damage to the tunnel. On the other hand, the power of the fire needs to be realistic to get a similar dynamic in the smoke movement. In our tests, a 20 minutes fire of 3 MW was generated, which was representative for a modern car fire between 4 and 6 MW [10].

Different measurements were performed related to temperature, air flow and smoke/visibility. In this paper, however, we only focus on the latter one, since only the video sensors were able to monitor the whole tunnel for space-time fire risk analysis. In the next section, we describe the visibility-based algorithm that is used for measuring the smoke/fire risk level.

Low-cost video smoke detection

Video based fire detection with cameras is a hot topic that is discussed several times in literature over the past years [11]. However, the focus has mainly been on detection. The propagation of the smoke, the height of the smoke layer and the visibility is not commonly investigated with cameras. To further investigate these topics and to optimize the evacuation of casualties when a fire strikes, we evaluated several video-based visibility metrics in our tunnel experiments and developed a quantitative measure which can be used in fire incident management to adapt the tactics of the fire brigades.

The most common features to detect the visibility in an image are based on analysis and classification of the brightness, saturation, and contrast pixel values [12]. In order to easily get these values, a conversion of RGB to HSV color space can be performed [13]. Additionally, the visibility can be measured by looking for the number/strength of visible edges in the image. If these edges are georeferenced, i.e., labelled with the real distance, it is also possible to say how far it is possible to see. In [14], for example, they use something similar to measure the sharpness of an image. If the number of edges in a particular image block is higher than a pre-defined threshold value, then the block could be seen as a good visible part. In our work, the opposite approach could be used to detect a decrease in visibility, i.e., smoke. Finally, it is also possible to use frequency domain analysis techniques to measure the sharpness or visibility. Figure 5, for example, shows the Fast Fourier Transform (FFT) of two of the Craeybeckxtunnel video frames. A large spectrum contains less or no smoke, while a small spectrum could indicate smoke. In order to use each of these techniques, however, some video-based training of the environment will be needed [15].

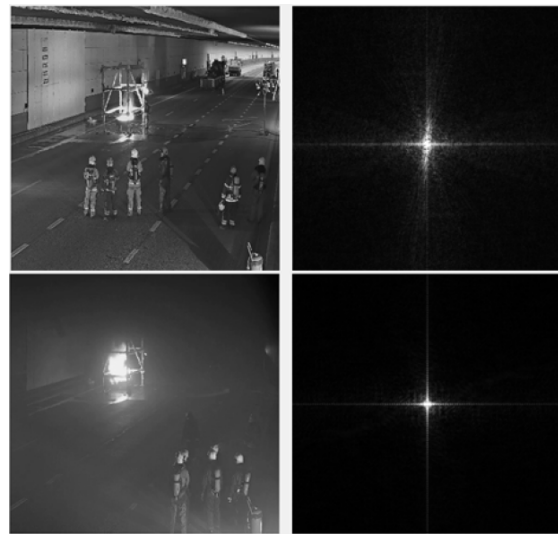


Figure 5 – FFT analysis of Craeybeckxtunnel video frames. Upper images - no smoke; lower images - smoke and smaller spectrum.

A flowchart of the proposed low-cost (i.e., computationally efficient) algorithm for video smoke detection is shown in Figure 6. The algorithm starts by converting the video to HSV color space and by filtering out the value (V) component. In this way, a change in lightning or a change in colors will not influence the algorithm [11]. Next, we use a Canny edge detector [16] to detect the prominent edges in V. This edge detector uses Gaussian filtering and hysteresis tracking, to smooth the image, remove the noise, and to suppress the weakly connected edges. Subsequently, we

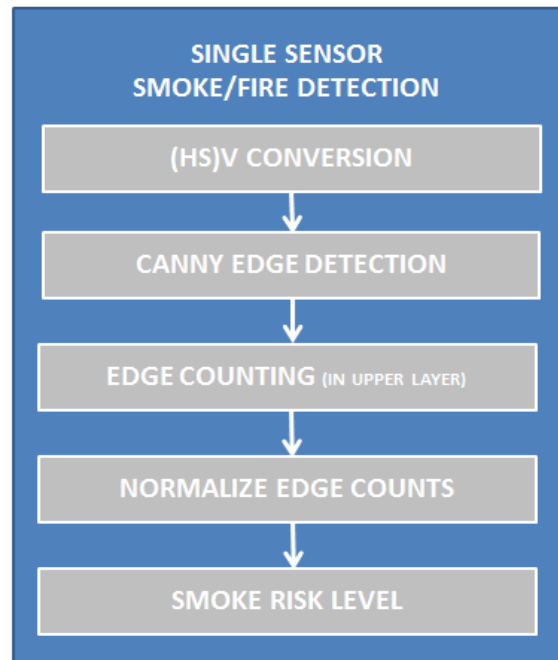


Figure 6 - Low-cost video smoke detection algorithm.

count the remaining bright pixels in the upper part of the image. This value gives a quantitative measure for the visibility in that region, i.e., an indication of the smoke level. We only focus on the upper part of the images, because of moving objects (like people and cars) in the lower part of the image, which can disturb the algorithm. Furthermore, smoke will rise, thus the upper part will contain most of the smoke. Finally, we normalize the edge counts (using edge characteristics of the video training phase) and we calculate the smoke risk level ranging from 1 to 5, i.e., high visibility and no-visibility respectively. Important to remark is that all these operations have a low computational cost, making it possible to process the video frames in real-time.

The resulting smoke risk levels are stored in a comma-separated values (CSV) file, as shown in Figure 7. For each camera that is used in the tunnel experiments, we generate a comma-separated object containing the position (latitude/longitude coordinates which are stored in the sensor metadata) and the smoke risk level at timestamp T . Based on this CSV file, the fire maps can be generated.

```
dataCAMS2.js ×
var T164= [[ [51.185478, 4.415953, 1.1968], [51.184678, 4.416353, 3.6634],
var T165= [[ [51.185478, 4.415953, 1.1078], [51.184678, 4.416353, 3.678],
var T166= [[ [51.185478, 4.415953, 1.1947], [51.184678, 4.416353, 3.6489],
var T167= [[ [51.185478, 4.415953, 1.1422], [51.184678, 4.416353, 3.623],
var T168= [[ [51.185478, 4.415953, 1.1283], [51.184678, 4.416353, 3.6383],
var T169= [[ [51.185478, 4.415953, 1.1035], [51.184678, 4.416353, 3.6282],
var T170= [[ [51.185478, 4.415953, 1.1284], [51.184678, 4.416353, 3.6359],
var T171= [[ [51.185478, 4.415953, 1.1029], [51.184678, 4.416353, 3.587],
var T172= [[ [51.185478, 4.415953, 1.1691], [51.184678, 4.416353, 3.5362],
var T173= [[ [51.185478, 4.415953, 1.1053], [51.184678, 4.416353, 3.6083],
var T174= [[ [51.185478, 4.415953, 1.15], [51.184678, 4.416353, 3.6583],
var T175= [[ [51.185478, 4.415953, 1.1757], [51.184678, 4.416353, 3.6499],
var T176= [[ [51.185478, 4.415953, 1.1497], [51.184678, 4.416353, 3.6805],
var T177= [[ [51.185478, 4.415953, 1.1488], [51.184678, 4.416353, 3.6873],
var T178= [[ [51.185478, 4.415953, 1.1339], [51.184678, 4.416353, 3.6728],
var T179= [[ [51.185478, 4.415953, 1.1152], [51.184678, 4.416353, 3.6584]
```

Figure 7 – CSV files with detected smoke risk levels. For each timestamp T , the coordinates of the cameras and corresponding risk levels are stored in comma-separated objects.

Fire map generation

In order to generate a 2D fire map of the smoke risk levels at timestamp T , we developed a dynamic JavaScript-based web page. The web page makes use of the Leaflet.heat and leaflet.js heatmap plugin, which is a tiny, simple and fast solution for heatmap generation, available from <http://leafletjs.com>. This plugin constructs a heatmap layer on top of a map given an array of latitude/longitude points and a point intensity, i.e., the smoke risk level in our tunnel experiments.

Figure 8 shows two examples of fire maps generated for the Craeybeckxtunnel tests using the heatmap functionality. As can be seen in the first example, only small central part of the tunnel has low visibility, while the other parts of the tunnel are still smoke-free. In the second example, smoke starts spreading towards both sides of the tunnel, indicating low visibility over the entire tunnel. This information can be very useful for fire incident management, such as evacuation planning.

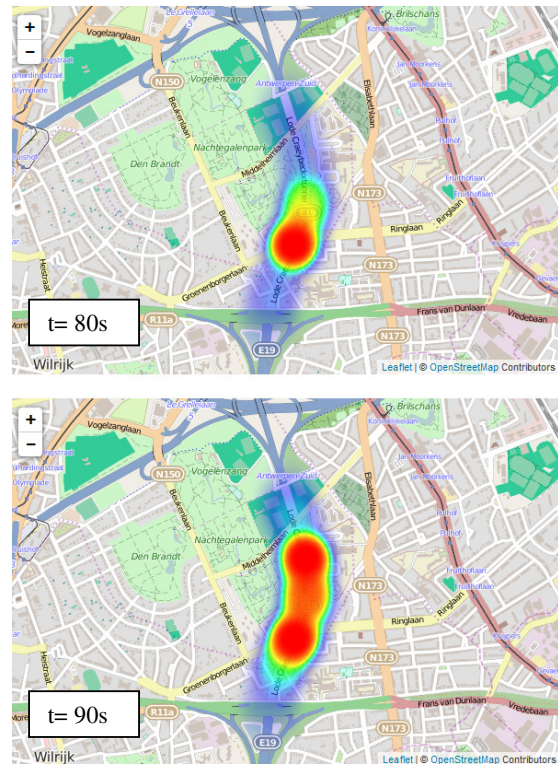
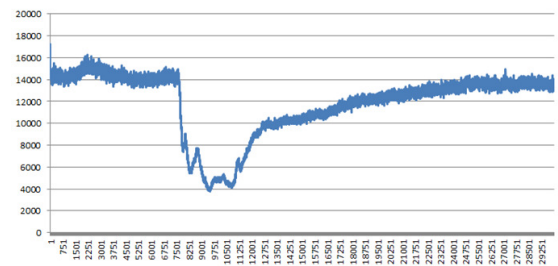


Figure 8 – Fire maps showing smoke risk level (i.e., low visibility) in Craeybeckxtunnel experiment.

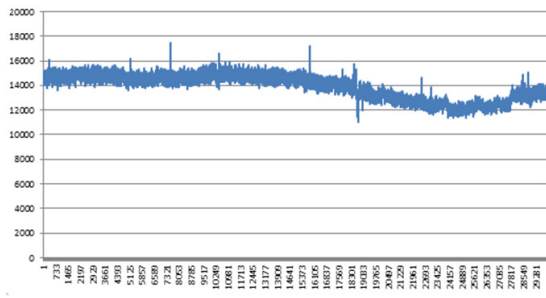
Spatio-temporal fire risk analysis.

By analyzing the fire maps (shown in Figure 8) over time, it is possible to perform a space-time analysis of the smoke spreading and to get an idea about the direction, speed and thickness of the smoke at each point in time over the entire tunnel. This can facilitate the smoke reading and decision making, as discussed in the introduction of this paper.

Using the CSV smoke risk data, the fireGIS platform can also plot temporal graphs of the smoke risk level (~ edge count) for each sensor region. Graph 1 and 2, for example, illustrate this process, showing the temporal evolution of the edge counts for two different sensors that were placed in the middle and the end of the tunnel respectively. Results are shown for the same experiment (i.e., ventilation conditions).

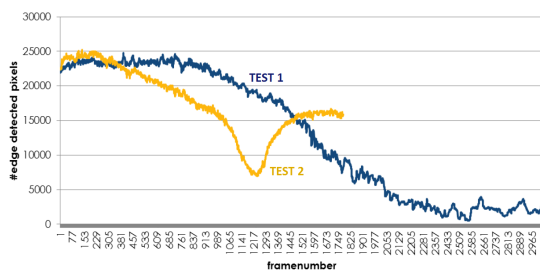


Graph 1 – Temporal evolution of edge counts (~ smoke risk level) in the middle of the tunnel.



Graph 2 – Temporal evolution of edge counts (~ smoke risk level) in the middle of the tunnel.

In the Craeybeckxtunnel experiments, these temporal graphs were also used to investigate the impact of the different ventilation configurations on the smoke risk level. Graph 3, for example, shows a comparison of the temporal smoke risk level between two different tests for the same sensor. In this way, the impact of the ventilation conditions can be analyzed in straightforward way, facilitating future decision making in case of a tunnel fire.



Graph 3 – Comparison of the temporal smoke risk level between two different tests for the same sensor.

Similar trends/evolutions as those shown in Graph 1-3 can be detected by subjectively analyzing the combined, i.e., stitched, video images in Figure 9. However, objective results, as those shown on the heatmaps and temporal smoke risk graphs, are easier and much faster to interpret compared to video images in a fast decision making process. The video streams can of course help in the evaluation of the detection algorithms and for post-fire analysis purposes.

Conclusions

This paper presents the generic architecture of the fireGIS framework, which allows the generation of real-time heatmaps that show the space-time distribution of fire risk levels. In order to show the feasibility of the proposed platform, real-fire experiments have been performed in a large-scale road tunnel. Video sensors have been used as input to feed the fireGIS system, and the visibility-based video fire detection results are mapped to spatio-temporal heatmaps. These maps can assist decision makers in taking actions and facilitate quick fire emergency response. Future work will focus on evaluating the genericity of the fireGIS framework with other/mixed types of fire sensors.

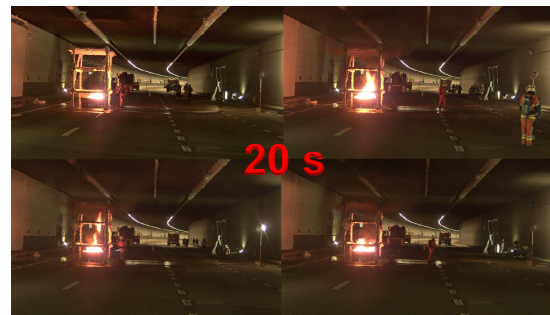


Figure 9 - Combined video images for subjective evaluation of Craeybeckxtunnel experiments.

Acknowledgements

The research activities as described in this paper were funded by Ghent University, iMinds, the Agency for Roads and Traffic (AWV), the Flemish Tunnel and Control Center (VTC), the Institute for the Promotion of Innovation by Science and Technology in Flanders (IWT), the Fund for Scientific Research-Flanders, the Belgian Federal Science Policy Office and the EU.

References

- [1] Zlatanova S., Fabbri, A. G., 2009. "Geo-ICT for Risk and Disaster Management", *Geospatial Technology and the Role of Location in Science - GeoJournal Library*, 96:239-266.
- [2] Gai C., Weng W., Yuan H., 2011. "GIS-Based Forest Fire Risk Assessment and Mapping", in *Proceedings of the Fourth International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization (CSO)*, pp.1240-1244.
- [3] Kurzhals K., Weiskopf D., 2013. "Space-Time Visual Analytics of Eye-Tracking Data for Dynamic Stimuli", in *IEEE Transactions on visualization and computer graphics*, 19 (12): 2129-2138.
- [4] Verstockt, S., 2011, "Multi-modal video analysis for early fire detection", PhD thesis, Ghent University.
- [5] Verstockt, S., Van Hoecke, S., Beji, T., Merci, B., Gouverneur, B., Cetin, A. E., De Potter, P., Van de Walle, R., 2013. "A multi-modal video analysis approach for car park fire detection," *Fire Safety Journal* 57(S1), pp. 44–57.
- [6] Beji, T., Verstockt, S., Van de Walle, R., Merci, B., 2014. "On the Use of Real-Time Video to Forecast Fire Growth in Enclosures," *Fire Technology*, 50(4): pp. 1021–1040.
- [7] Baaij, S., Lambert, K., 2011. "Brandverloop technisch bekeken en tactisch toegepast", SDU.
- [8] Dosson, D. W., 2007. "The art of reading smoke", *Fire engineering*.
- [9] Verstockt, S., Van Hoecke, S., Tilley, N., Merci, B., Sette, B., Lambert, P., Hollemeersch, C., Van de Walle, R., 2011. "Fire cube: a multi-view localization framework for 3D fire analysis," *Fire Safety Journal*, 46(5), pp. 262–275.
- [10] Merci, B., Shipp, M., 2013. "Smoke and heat control for fire in large car parks: lessons learnt from research?", *Fire Safety Journal*, Vol. 57, pp.3-10.
- [11] Çetin, A.E., Dimitropoulos, K., Gouverneur, B., Grammalidis, N., Günay, O., Habiboglu, Y.H., Töreyn, B.U., Verstockt, S., 2013. "Video fire detection-review," *Digital Signal Processing*, 23(6):1827–1843.
- [12] Roser, M., Moosmann, F., 2008. "Classification of weather situations on single color images," *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp. 798–803
- [13] Gonzalez, R.C., Woods, R.E., 2010. *Digital image processing*. Pearson, Education, 3rd edition.
- [14] Narvekar, N.D., Karam, L.J., 2009. "A no-reference perceptual image sharpness metric based on a cumulative probability of blur detection," *IEEE International Workshop on Quality of Multimedia Experience (QoMEX 2009)*, pp. 87–91.
- [15] Hassanpour, H., Sedighi, M., Manashty, A.R., 2011. "Video Frame's Background Modeling: Reviewing the Techniques," *Journal of Signal and Information Processing*, 2: pp. 72-78.
- [16] Canny, J., 1986. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-8(6):679–698.

Sensorgebaseerde monitoring van de brandontwikkeling

Florian Vandecasteele

Promotoren: prof. dr. ir. Bart Merci, dr. lic. Steven Verstockt
Begeleider: Viktor Slavkovikj

Masterproef ingediend tot het behalen van de academische graad van
Master of Science in de industriële wetenschappen: elektronica-ICT

Vakgroep Mechanica van Strooming, Warmte en Verbranding
Voorzitter: prof. dr. ir. Jan Vierendeels

Vakgroep Industrieel Systeem- en Productontwerp
Voorzitter: prof. Kurt Stockman

Faculteit Ingenieurswetenschappen en Architectuur
Academiejaar 2014-2015

