



جامعة النيلين

كلية الدراسات العليا

كلية علوم الحاسوب وتقانة المعلومات

بحث مقدم لنيل درجة الدكتوراه في علوم الحاسوب وتكنولوجيا المعلومات / معالجة

الصور

بِعنوان:

مقارنة خوارزميات نظم تتبع ومراقبة

المركبات

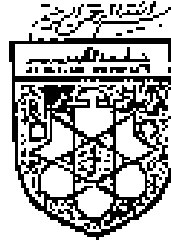
إعداد الطالب:

حيدر طالب مهدي الأحمر

إشراف:

البروفيسور. السمانى عبد المطلب أحمد

يوليو 2018م



استمارة تسليم الرسائل العلمية

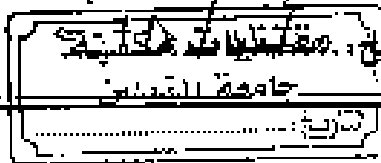
١/ يملأ بواسطة منسق الدراسات العليا بالكلية:

اسم الطالب رباعي: جبريل جابر محمد علي الكاشي
الكلية: كلية الآداب القسم: القسم الخامس الدرجة العلمية: دكتوراه
اسم المشرف: د. عبد الله محمد عبد السيد
عنوان الرسالة: رسالة دكتوراه في تاريخ التوقيع: التاريخ:
اسم المنسق: التاريخ:

٢/ يملأ بواسطة قسم التزويد بالكتابة الرئيسية بعد تسليمها عدد نسخة ورقية واحدة من البحث موقعة من لجنة المناقشة وواحد CD يحتوي على ملخص الأول به النص الكامل للرسالة (PDF) والثاني (WORD) يحتوي على صفحة العنوان وقائمة المحتويات والمستخلصين بالعربية والإنجليزية.

بهذا تُقر مكتبة الجامعة بأنها تسلمت نسخة ورقية من البحث ونسخة CD (Word+PDF).

اسم المستلم: التاريخ: التوقيع:



٣/ يملأ بواسطة الطالب:

للجامعة الحق في إتاحة الرسالة (النسخة الإلكترونية) على مستودعها الرقمي

اسم الطالب رباعي: التاريخ: التوقيع:
ملحوظة:

تُسلم صورة من الاستمارة لكلية الدراسات العليا.

**AL Neelain University
Graduate School
Computer Science and
Information technology**



**Research submitted to PhD degree in Computer
Science and I.T / Image Processing**

Heading:

Comparison of vehicle tracking and control systems algorithms

Preparation

Haeder Talib Mahdi Al Ahmar

Supervisor

Professor's Supervision: Al Sammani Abdel Muttalib Ahmed

July 2018

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ
وَلْيُذَكِّرُوا الْقَوْمَ بِآيَاتِهِ

إهداء

هذه الرسالة مهداة إلى:

- سر وجودي والديّ الكريمين... رب ارحمهما كما ربياني صغيرا.
- أشقاء الروح... وبهجة الحياة... إخوتي وأخواتي الأعزاء.
- من تشاطرني الحياة في الضيق والسعة، رفيقة الدرب... زوجتي الغالية.
- أزاهيري (زيد ومجتبى وفدك) نبضات القلب ونغمات الروح.

أهديكم جميعاً غرس يدي... آمل أن يسركم

الباحث

شكر ونفاس

من مد يد المساعدة والنصح من الأساتذة والزملاء الكرام
في جامعة النيلين كلية الدراسات العليا وكذلك اساتذتي في كلية علوم الحاسوب وتقانة المعلومات
وأخص منهم البروفيسور:

أَسْمَانِيَّ عَبْدَ الْمُطَلِّبِ أَحْمَدَ

الذي تشرفت به أن يكون مُشرفي
ولا يسعني سوى أن أقول لهم هذين البيتين
لَوْ كُنْتُ أَعْرِفُ فَوْقَ الشُّكْرِ مَنْزِلَةً أَعْلَى مِنَ الشُّكْرِ عِنْدَ اللَّهِ فِي الثَّمَنِ
أَخْلَصْتُهَا لَكَ مِنْ قَلْبِي مُهْدَبَةً حَذْوًا عَلَى حَذْوِ مَا أَوْلَيْتَ مِنْ حَسَنِ
مع مودتي

الباحث

فهرست المحتويات

الرقم	الموضوع
أ	إهداء
ب	شكر وتقدير
ج	فهرست المحتويات
ط	فهرست الجداول
ك	فهرست الأشكال
س	المستخلص
ع	Abstract
الفصل الأول - الإطار العام	
1	المقدمة 1.1
3	مشكلة الدراسة 2.1
3	أهداف الدراسة 3.1
4	أهمية الدراسة 4.1
4	الدافع والاسهام 5.1
5	منهجية الدراسة 6.1
6	الميزان 7.1
7	تنظيم الرسالة 8.1
7	الدراسات السابقة 9.1
7	دراسة أنظمة النقل الذكي وتتبع المركبات 1.9.1
9	نقاط الضعف في هذه الطريقة 1.1.9.1
10	دراسة عمليات تتبع المركبات 2.9.1
11	عيوب هذه الطريقة 1.2.9.1
11	دراسة تصنيف أنظمة تتبع المركبات 3.9.1

الرقم	الموضوع	
12	عيوب هذا النظام	1.3.9.1
12	دراسة تقنية تتبع المركبات التي تعتمد على الرؤية الحاسوبية	4.9.1
13	ثغرات في هذا النظام	1.4.9.1
14	دراسة استخدام خوارزمية كشف الحواف	5.9.1
15	نقاط ضعف الدراسة	1.5.9.1
15	دراسة استخدام خوارزمية استخراج الخلفية والمنطق المبهم	6.9.1
16	دراسة استخدام المشغل الآلي الخلوي لرصد المركبات	7.9.1
17	عوائق التطبيق	1.7.9.1
الفصل الثاني - خلفية الصورة وأحدث التقنيات		
19	خلفية الصورة	1.2
19	التتبع العام المتعدد الأهداف	1.1.2
20	نظرة عامة على خوارزميات اكتشاف الفيديو وتتبعه	2.1.2
24	التتبع المبني على نموذج ثلاثي الأبعاد	1.2.1.2
25	التتبع المستند على المنطقة	2.2.1.2
26	التتبع القائم على المحيط النشط	3.2.1.2
26	التتبع المبني على الميزات	4.2.1.2
28	فصل الخلفية في الصورة	3.1.2
32	التخفيف من أثر الإعاقة والانسداد	4.1.2
40	الآلات الخلوية (CA)	5.1.2
48	علاقة المشغل الخلوي الآلي ثنائي الأبعاد مع الصورة	1.5.1.2
49	تبعية المصفوفة للمشغل الآلي الذاتي المبهم FCA	2.5.1.2
51	الآثار المبهمة المبنية على بوابة الاختيار الحصري مبهمه Xor	6.1.2
55	العمل ذات الصلة	2.2

الرقم	الموضوع	
69	الخلاصة	3.2
الفصل الثالث - المنهج المقترح		
71	تمهيد	1.3
71	الكشف ومراقبة المركبة	2.3
72	طرائق معتمدة على المعرفة Knowledge Based Methods	1.2.3
73	طرائق ملائمة القالب Template Matching Methods	3.2.3
73	الطرائق المعتمدة على الظهور Appearance Based Methods	4.2.3
74	تقنيات التقليل البعدي للبيانات Dimension Reductio Techniques	3.3
74	التمييز Recognition	4.3
74	الطرائق الشمولية Holistic Methods:	1.4.3
75	الطرائق المتعمدة على الميزات Feature Based Methods	2.4.3
75	طرائق هجينة Hybrid Method	3.4.3
75	خوارزمية AdaBoost	5.3
76	الميزات Features	6.3
77	الصورة المتكاملة (التامة) Integral Image	7.3
80	التدريب باستخدام خوارزمية AdaBoost	8.3
82	سلسلة المصنفات Cascade of Classifiers	9.3
83	تحليل المركبات الأساسية Principle Component Analysis (PCA)	10.3
85	تحليل التمييز الخطي Linear Discriminate Analysis(LDA)	11.3
88	شبكة الانتشار الخلفي Back Propagation Network	12.3
88	خوارزمية تعليم شبكة الانتشار الخلفي	1.12.3
89	النظام المقترح The Proposed System	13.3

الرقم	الموضوع	
90	النتائج	14.3
90	التجربة الأولى	1.14.3
91	نتائج تطبيق الـ PCA+LDA+NN	3.14.3
97	التجربة الثانية	15.3
97	نتائج تطبيق الـ PCA+NN	1.15.3
98	نتائج تطبيق الـ PCA+LDA+NN	2.15.3
106	الاستنتاجات	16.3
الفصل الرابع - المنهج المقترح		
107	المنهج المقترح	1.4
108	1.1.4 أسباب الخلل في التباين	1.1.4
108	تعريف اللون	2.1.4
109	. تمثيل الصور الرقمية (Digital Images Representation):	3.1.4
109	العوامل المؤثرة على تمثيل اللون	4.1.4
110	المنطق المضبب (Fuzzy Logic)	5.1.4
111	المجموعات الهشة والمجموعات المضببة (Crisp Set and Fuzzy Sets)	1.5.1.4
112	دالة العضوية (Membership Function)	2.5.1.4
112	تمثيل الدوال العضوية (Representation of Membership Functions):	3.5.1.4
114	الطرائق التقليدية المستخدمة في تحسين التباين (Contrast Enhancement)	4.5.1.4
115	المدرج التكراري المتساوي (Histogram Equalization)	6.1.4
116	طريقة نشر التباين (Contrast Stretching)	7.1.4
117	مرشح تحسين التباين (Adaptive Contrast Enhancement Filter)	8.1.4

الرقم	الموضوع	
118	طرائق المنطق المضيب (Fuzzy logic Techniques)	9.1.4
120	الطرائق المعتمدة على المنطق المضيب (Fuzzy logic methods)	10.1.4
124	طريقة حد العتبة المهجنة المضيبية (Fuzzy Hyperbolic Threshold)	11.1.4
130	الاستنتاجات والتوصيات	13.1.4
131	ترقيم خوارزمية التتبع	2.4
134	نبذة عن النظام	3.4
136	الفلسفة والمفهوم	4.4
136	استخلاص الإطار للهيكل	5.4
137	طرح الخلفية باستخدام الآلة الانسداد	6.4
141	بعد المعالجة	7.4
143	رصد الأجسام المتحركة وتتبعها	8.4
144	معالجة الانسداد	9.4
146	الخلاصة	10.4
الفصل الخامس - النتائج والمناقشة		
148	مادة البحث	1.5
148	تصنيف واسترجاع الفيديو المروري	1.1.5
150	قواعد البيانات المستخدمة	2.1.5
150	بيانات المعهد ألماني للتبادل الالكتروني	3.1.5
157	مجموعة بيانات المرور لمعهد ماساتشوستس للتكنولوجيا	4.1.5
161	الأجهزة المستخدمة	5.1.5
161	البرمجيات المستخدمة	6.1.5
161	معيير التقييم	7.1.5
163	خوارزميات المقارنة	8.1.5

الرقم	الموضوع
165	نتائج المحاكاة 2.5
165	تحليل الأداء 1.2.5
175	التحليل بالمقارنة 2.2.5
	الفصل السادس-الخاتمة
180	النتائج 1.6
182	التوصيات 2.6
184	قائمة المصادر والمراجع

فهرست الجداول

الصفحة	اسم الجدول	جدول رقم
22	دراسة مقارنة لطرق رصد جسم	1.2
45	القاعدة 30 والقاعدة 150	2.2
49	قواعد المشغل الآلي الذاتي المبهم (المكمل وغير المكمل)	3.2
49	نتيجة اختبار الفرق بين متوسطي قواعد المشغل الآلي الذاتي المبهم FCA	4.2
77	الفرق بين الصورة الأصلية والصورة المتكاملة	1.3
77	نتيجة اختبار الفرق بين طريقة حساب	2.3
91	نتائج التمييز الآلي NN من خلال متجهات PCA و LDA التجربة 1	3.3
92	نتائج التمييز الآلي NN من خلال متجهات PCA التجربة 1	4.3
93	نتائج التمييز الآلي NN من خلال متجهات LDA التجربة 1	5.3
98	نتائج التمييز الآلي NN من خلال متجهات PCA و LDA التجربة 2	6.3
99	نتائج التمييز الآلي NN من خلال متجهات PCA التجربة 2	7.3
100	نتائج التمييز الآلي NN من خلال متجهات LDA التجربة 2	8.3
104	مقارنة بين التمييز الآلي من خلال متجهات PCA و LDA وتمييز NN لطريقتي الإطار الرئيسي ومحصلة مجموع الإطارات.	9.3
105	نتيجة اختبار تحليل التباين لمعرفة الفرق بين نتائج التمييز	10.3
138	تقييم دالة المنطقية	1.4
157	وصف مجموعة البيانات	1.5
159	معامل الارتباط بين عدد إطارات الهياكل والوقت	2.5
166	معدل الخطأ	3.5
168	البيانات التجريبية من النظام المقترح باستخدام $\Omega=0.03$	4.5
170	البيانات التجريبية من النظام المقترح باستخدام $\Omega=0.06$	5.5
170	اختبار تحليل التباين لمعرفة الفرق بين مقاطع الفيديو	6.5

171	أداء النظام في مشاهد الحركة الكثيفة مع سرعات مختلفة	7.5
173	نتائج رصد مركبة في مختلف الظروف الجوية	8.5
175	معدل الإخفاق لرصد مركبة % (إنذار كاذب) للأساليب المقارنة	9.5

فهرست الأشكال

الصفحة	اسم الشكل	شكل رقم
6	التتبع التبادلي	1.1
10	خوارزمية نظرية تعقب المركبات وتصنيفها وتتبعها	2.1
15	المخطط الانسيابي الذي يمثل خوارزمية كشف الحواف باستخدام التحويل الموجي	3.1
20	الخطوات الأساسية لتتبع جسم	1.2
25	تحديد النقطة	2.2
26	مميزات الإعاقة	3.2
27	الخوارزمية العامة لفصل الخلفية	4.2
28	مخطط انسيابي لتحديث الخلفية	5.2
33	أنواع مختلفة من الانسداد للمركبة	6.2
34	خوارزمية التتبع على الميزة	7.2
35	رصد الانسداد من خلال الخلفية	8.2
36	نموذج مركبة بحالتي الانسداد (الإعاقة) وعدد الانسداد	9.2
37	تقسيم المركبات على أساس المستطيلات	10.2
40	(أ) جوار Von-Neumann (ب) جوار مور Moore Neighborhood	11.2
41	الحالة الانتقالية تعتمد على حالة الجوار	12.2
46	المشغل الخلوي الآلي ذو الحدود الملغية	13.2
46	المشغل الخلوي الآلي ذو حدود التكرار الدوري	14.2
55	الرسم البياني الرئيس للأنظمة	15.2
56	الرسم البياني لمربع خوارزمية تتبع قائمة على نقطة	16.2
57	مخطط مربع استخراج نقطة من خوارزمية تتبع مركبة	17.2
58	إطار الهيكل نموذجي لفيديو السيارات والرسم البياني للعملية	18.2

الصفحة	اسم الشكل	شكل رقم
59	مخطط انسيابي لعرض متعدد لرصد مركبة وتتبعها في مفترق الطرق	19.2
61	رصد المركبة القائم على إطار الهيكل المصباح الخلفي وتتبعها	20.2
61	تجهيز طرح الخلفية التكيفية للتتبع	21.2
62	مخطط تدفق للرسم البياني القائم على مرشح خوارزمية التتبع	22.2
64	جيل مركبات صناعية مطبقة على أساس إعادة بناء صورة Poisson من تدرجات الصورة	23.2
76	نوافذ الميزات المستطيلة	1.3
78	طريقة حساب مجموع نقاط المستطيل	2.3
78	عدد نقاط الاستدلال لحساب قيمة كل نوع من الميزات المستطيلة	3.3
79	ادخالات خوارزمية AdaBoost	4.3
80	لكشف مقدمة السيارة	5.3
81	طريقة عمل سلسلة المصنفات الفعالة	6.3
85	الفصل الجيد بين الأصناف المختلفة وداخل الصنف الواحد	7.3
89	مخطط النظام المقترح	8.3
90	نسب التمييز الآني لطريقة PCA+NN في التجربة الأولى	9.3
95	صور متنوعة لمركبات تم تمييزهم في التجربة الأولى والثانية	10.3
96	صورة المركبة المعدل و17 صورة لمتجهات الايكن ذات الأعلى قيم ايكن	11.3
97	نسب التمييز الآني لطريقة PCA+NN في التجربة الثانية	12.3
109	يوضح نظام (HVS) لتعريف اللون	1.4
111	يوضح التمثيل العام لدالة العضوية	2.4
113	يوضح أشكال بعض دوال العضوية	3.4
114	يوضح مراحل معالجة الصور باستخدام المنطق المضرب	4.4
115	يوضح عملية تحسين التباين في الصور باستخدام المنطق المضرب	5.4

الصفحة	اسم الشكل	شكل رقم
125	يوضح الصورة التي ستم معالجتها والصورة الناتجة من استخدام برنامج (Photoshop)	6.4
125	يوضح الصورة الناتجة من عملية تحسين التباين باستخدام الطرائق التقليدية	7.4
125	يوضح الصورة الناتجة من عملية تحسين التباين باستخدام طرائق المنطق المضرب	8.4
126	يوضح الصورة التي ستم معالجتها والصورة الناتجة من استخدام برنامج (Photoshop)	9.4
126	يوضح الصورة الناتجة من عملية تحسين التباين باستخدام الطرائق التقليدية	10.4
127	الصورة الناتجة من عملية تحسين التباين باستخدام طرائق المنطق المضرب	11.4
127	الصورة التي ستم معالجتها والصورة الناتجة من استخدام برنامج (Photoshop)	12.4
128	الصورة الناتجة من عملية تحسين التباين باستخدام الطرائق التقليدية	13.4
128	الصورة الناتجة من عملية تحسين التباين باستخدام طرائق المنطق المضرب	14.4
128	الصورة الناتجة من عملية تحسين التباين على فلم	15.4
134	مخطط للنظام المقترح	16.4
136	استخلاص الإطار الهيكلي	17.4
142	العملية بعد المعالجة	18.4
143	تحليل المكونات المتصلة	19.4
144	نوع الانسداد	20.4

الصفحة	اسم الشكل	شكل رقم
145	عملية خوارزمية لنظام نقل زكي بواجهة زكية	21.4
149	تصنيف واسترجاع الفيديو المروري	1.5
150	تقاطع المرور مسجل في دورلتشر	2.5
151	تقاطع حركة المرور المسجل في مدينة Ettlenger-Tor	3.5
152	تقاطع حركة المرور المسجل في مدينة فرانكفورت	4.5
153	تقاطع حركة المرور المسجل في مدينة كارلسروه	5.5
154	تقاطع حركة المرور المسجل في مدينة كارل	6.5
155	تقاطع حركة المرور المسجل في مدينة كارل اثناء الضباب	7.5
156	حركة المرور لتقاطع في مدينة ماساتشوستس لتمييز الخلفية	8.5
161	مصفوفة الالتباس	9.5
165	رصد المركبات المتحركة بمدينة وتتبعها	10.5
166	يوضح طرق الرصد الاربعة	11.5
168	الفرق بين الفيديوهات الثلاث من حيث عدد الاطارات	12.5
172	أداء النظام في مشاهد الحركة الكثيفة بالسرعات المختلفة.	13.5
173	معدل الرصد 1	14.5
174	معدل الرصد 2	15.5
176	متوسط الدقة	16.5
177	دراسة مقارنة فيما يتعلق بحالة الطقس	17.5

المستخلص

تناولت الدراسة تصميم خوارزمية لتحسين نظم تتبع المركبات ومراقبتها. وتمثلت مشكلة الدراسة في أن العديد من خوارزميات التتبع والرصد الموجودة الآن قادرة على الحصول على معلومات عن حركة المرور فقط في ظروف بيئية مثالية نسبياً وتدفق حركة المرور الاعتيادية. ومع ذلك عادة ما تؤدي العوامل البيئية غير المواتية والانسداد Occlusions الموجود إلى تدهور كبير في نوعية البيانات التي يتم جمعها باستخدام تلك الخوارزميات. وهدفت الدراسة إلى تصميم خوارزمية للحصول على معلومات غير معروفة أو دقيقة لتعطي نتائج أفضل لتحسين كفاءة نظام تتبع المركبات الآلي للتطبيق في العالم الحقيقي الذي يدمج التقاط الصور مع خوارزمية تجزئة الجسم، بالإضافة إلى إيجاد طريقة أفضل لتتبع المركبات. تم استخدام المنهج التجريبي بصورة أساسية وكذلك التحليلي، وتمت مراقبة عملية رصد المركبات على طريق خاص تم استخدامه لتتبع المركبات، وتم إجراء إحصاء، وتحليل لحركة المرور. توصلت الدراسة إلى وجود فروق ذات دلالة إحصائية بين خوارزمية طريقة محصلة مجموع الاطارات والإطار الرئيسي عند مقارنة التمييز الآني للمتجهات لصالح خوارزمية محصلة مجموع الاطارات. PCA, LDA, NN. وتوجد فروق دالة إحصائية في زيادة نسب التمييز بين طريقة PCA+NN وطريقة PCA+LDA+NN عند الاعتماد على طريقة محصلة الاطارات عوضاً عن الإطار الرئيسي. كما توجد فروق ذات دلالة إحصائية لصالح خوارزمية طريقة الإطار الرئيسي في الكشف عن الرفض الخاطئ.

كما توصلت الدراسة إلى أن أنظمة تتبع السيارات والتجسس بجانب تطبيقات أنظمة النقل الذكي من المسائل المهمة في مجال الرؤية الحاسوبية. يسهم هذا العمل في استعراض طريقة عشوائية تعتمد على إجراء عمليات تتبع السيارات وتعقبها في المواقع المزدهمة والضيقة والتي يحتمل أن يحدث بها خطأ في عمليات تعقب السيارات.

واوصت الدراسة بأن تتركز الأعمال المستقبلية على خفض احتمالية عدم دقة لعمليات تتبع السيارات تحت الظروف الصعبة، وقد يتضمن هذا استخدام مراحل إضافية قبل معالجة الصور أو الحصول على المزيد من الدلائل. من الضروري الأخذ في الاعتبار إشارات توقف حركة المرور وعبرها أو سرعات المركبات غير المستقرة.

Abstract

This study dealt with the design of an algorithm to improve vehicle tracking and monitoring systems. The problem of the study was: many existing tracking and monitoring algorithms were able to obtain traffic information only in relatively ideal environmental conditions and normal traffic flow. However, unfavorable environmental factors and Occlusions often lead to a significant deterioration in the quality of data collected using these algorithms. The study aimed to design an algorithm to obtain unknown or accurate information to give better results to improve the efficiency of the real-world application vehicle tracking system that integrates image capture with the body fragmentation algorithm, as well as finding a better vehicle tracking method. The experimental method was used mainly as well as analytical, and the monitoring of vehicles was monitored on a special route used to track the vehicles. A census and traffic analysis were conducted. The study found statistically significant differences between the algorithm of the sum of the frames and the main frame when comparing the real-time discrimination of the vectors in favor of the total sum of the tires PCA, LDA, NN. There are statistically significant differences in the increase of the PCA + NN and PCA + LDA + NN differences between the method of counting the frames instead of the main frame. There are also statistically significant differences in favor of the main frame method algorithm in detecting faulty rejection.

The study also found that car tracking and espionage systems as well as intelligent transport systems applications are important in the field of accounting vision. This work contributes to the review of a random process based on tracking and tracking of vehicles in crowded and narrow locations where there is a potential for error in vehicle tracking.

الفصل الأول

الإطار العام

الفصل الأول

الإطار العام

1.1 المقدمة

يعرف نظام المعلومات بأنه النظام الفرعي المتواجد بفاعلية داخل المؤسسة والذي تسند إليه عمليات تحديد كافة البيانات التي تكون الإدارة في حاجة إليها وتجميعها وفرزها وتصنيفها وتشغيلها وتحليلها. وبذلك، يتم استخلاص المعلومات الفعالة منها وإرسالها إلى متخذ القرار بالشكل الذي يتفق مع احتياجاته وبالشمول والنوعية المطلوبة وفي التوقيت المناسب [1].

كما يعرف بأنه نظام عمل تحدد فيه الوظائف الداخلية بمعالجة المعلومات وذلك بتنفيذ ستة أنواع من العمليات، وهي: حجز، تحويل، تخزين، استعادة، معالجة ونشر المعلومات [2] وهناك من يرى بأن نظم المعلومات لها مفهومان:

يتعلق الأول بنظم المعلومات كحقل من حقول المعرفة، فتعتبر مجالاً نسبياً ويتم التركيز على علاقة المعلومات بالتكنولوجيا والأفراد والمؤسسة والمجتمع ككل، بينما ينظر المفهوم الثاني إلى نظم المعلومات كنظام يزود الأفراد والمؤسسات باحتياجاتهم من المعلومات بغرض اتخاذ القرارات [3] بينما تشير تكنولوجيا المعلومات أساساً إلى التجهيزات المادية الملموسة (الحواسيب ولوازمها) وغير الملموسة (البرامج بمختلف أنواعها)، فهي مختلف التقنيات التي تسمح بإنتاج المعلومات.

وقد مرت نظم المعلومات في مجال النقل بتطورات أساسية منذ الستينيات من القرن الماضي في أهدافها وغاياتها مسايرة بذلك التطورات التي شملت جميع المجالات وخاصة منها مجال الحاسبات الآلية وتكنولوجيا المعلومات، بالإضافة إلى التغيرات البيئية وطبيعة المنافسة [4].

وقد برز مؤخراً استخدام مصطلح نظم النقل الذكية Intelligent Transportation Systems (ITS) كلفظ موحد لما كان يعرف سابقاً باسم النظم الذكية للمركبات Intelligent Vehicle Systems والطريق في السيارة الذكية لأنظمة الطرق السريعة، (Intelligent (IVHS (Vehicle – Highway Systems) واسم تقنيات المعلومات للنقل على الطريق Road Transport Informatics (RTI) أو التقنيات المتقدمة للمعلومات والاتصالات في النقل Advanced Transport Telemetric (ATT) في أوروبا، وأحياناً بجمع الاسمين كليهما في

اليابان، ذلك على اعتبار أن المصطلح الجديد يعتبر مصطلحاً أكثر شمولية بالنظر لكونه لا يقتصر على الطريق والمركبة فقط كما كان عليه الوضع سابقاً، وإنما يتسع هذا المصطلح ليشمل كل ما يتصل بهما من نظم اتصال وإدارة وغيرهما.

ويقصد بنظم النقل الذكية تلك النظم التي تعتمد على استخدام تقنيات الحاسب الآلي والإلكترونيات والاتصالات والتحكم بغية الحصول على معلومات تتعلق بأداء مرافق النقل، وأحياناً عن الطقس والظروف الجوية والبيئية بغية مجابهة العديد من التحديات التي يمكن أن تواجه الأفراد أثناء عملية النقل البري، وهو الأمر الذي من شأنه أن يسهم في تحسين مستويات السلامة والإنتاجية والحركة العامة كما يقصد بنظم النقل الذكية أيضاً تلك النظم التي تعمل على تطبيق مختلف التكنولوجيات الحديثة في النقل من أجل التوصل إلى تحقيق ما يلي:

1- المساعدة في قيادة المركبات وتحديد المواقع، خاصة استعمال نظام تحديد المواقع

الجغرافية (Geographic positioning system (GPS).

2- تسيير حركة المرور وتسهيل انسياب تدفقات الحركة المرورية وذلك عن طريق

التحكم في الإشارات الضوئية المرورية.

3- إدارة السلامة المرورية عن طريق إرسال معلومات لمستعملي الطريق (مثلاً إرسال

معلومات حول الأحوال الجوية كالضباب... الخ) [5].

وأيضاً تعرف نظم النقل الذكية (STI) Systems de Transport Intelligent بأنها

استخدام تقنيات الحاسب الآلي والإلكترونيات وتكنولوجيا المعلومات والاتصالات في مجال النقل

كما يقصد بمصطلح "النقل الذكي" تطبيقات تكنولوجيا المعلومات والاتصال في مجال النقل.

ويطلق عليها بـ "ذكاء Intelligent" لأن تطورها اعتمد على وظائف مرتبطة عموماً على الذكاء

مثل القدرة الحسية، الذاكرة، الاتصالات، معالجة المعلومات والسلوك التكيفي ولهذه التكنولوجيا دور

أساسي في الاستخدام الأمثل للبنية التحتية وتحسين السلامة والأمن، بالإضافة إلى تشجيع الانتقال

إلى وسائل النقل الصديقة الأكثر للبيئة وتقليل استهلاك الطاقة والتلوث ومصادر الإزعاج [6].

وكذلك هناك من عرف أنظمة النقل الذكي على أنها تعمل على دمج تقنيات المعلومات

والاتصالات في نظم إدارة النقل القائمة، بهدف تحسين نوعية الحياة، فهي تقدم الحلول للعديد من

مشكلات التنقل في المدن، كالأزدحام المروري، وارتفاع مستويات التلوث، وزيادة وقت التنقل،

فضلاً عن استهلاك الطاقة، وتوظف التقنيات للحصول على معلومات عن أداء مرافق النقل، وعن الطلب على النقل والاتصال المتبادل بين المركبات أنفسها وبينها وبين الأجهزة الموضوعة على جوانب الطرق، وأيضاً عن حوادث التصادم الوشيكة الوقوع، وذلك لحل المشكلات المرتبطة بالنقل. تجمع هذه التطبيقات لنظم النقل الذكية بين القدرة الهائلة للمعلومات وبين تقنيات التحكم في سبيل إدارة أفضل للنقل، وتمثل نظم النقل الذكية التطور الطبيعي للبنية التحتية الوطنية للنقل وذلك من خلال تحديثها لتواكب عصر المعلومات [7].

2.1 مشكلة الدراسة

نظراً للتطبيقات الواسعة لكاميرات المراقبة في مراقبة حركة المرور وإدارتها، أصبح الفيديو مصدراً مهماً للمعلومات لرصد أنظمة المرور. لأنه يجمع معلومات أفضل عن حركة المرور ببيانات الفيديو. وأن التحديد الدقيق لتتبع المركبات أصبح ضرورياً. إن العديد من خوارزميات التتبع والرصد الموجودة الآن قادرة على الحصول على معلومات عن حركة المرور فقط في ظروف بيئية مثالية نسبياً وتدفق حركة المرور الاعتيادية. ومع ذلك عادة ما تؤدي العوامل البيئية غير المواتية والانسداد Occlusions الموجود إلى تدهور كبير في نوعية البيانات التي يتم جمعها باستخدام تلك الخوارزميات. على سبيل المثال، قد تنتج كمية كبيرة من الإنذارات الكاذبة في وجود الظلال أو اهتزازات الكاميرا. وغالباً ما يكون الانسداد مسؤولاً عن البيانات الخطأ.

3.1 أهداف الدراسة

يعتبر رصد المركبة بوساطة كاميرا الفيديو أحد أكثر التكنولوجيات الواعدة غير التداخلية non-Intrusive في مجال جمع البيانات على نطاق واسع ويتم على إثره تنفيذ خطط متقدمة لمراقبة حركة المرور وإدارتها. ومع ذلك تتطلب هذه النظم معايرة Calibration واسعة النطاق وتتطلب معرفة المستخدم والخبرة لتكوين هذه النظم.

وعلاوة على ذلك يتطلب معرفة معلومات غير معروفة أو دقيقة للحصول على نتائج أفضل، فإن الاختلاف في إضاءة الفيديو يحط من كفاءة النظام. نستعرض بهذه الدراسة نظام تتبع المركبات الآلي للتطبيق في العالم الحقيقي real-world الذي يدمج النقاط الصور مع خوارزمية

تجزئة الجسم، بالإضافة الى حالة الانسداد الحاصل للمركبة، وإيجاد طريقة الحل، وإيجاد طريقة تتبع المركبات.

ويستفيد النهج المقدم من مزايا نماذج الفصل Extraction للخلفية المتاحة وطريقة إزالة العيوب والمشاكل الرئيسية التي أعاقت تطبيقاتها في أنظمة تتبع المركبات عن طريق استخدام المشغل الآلي الخلوي المبهم.

وفي هذه الحالة سوف يتم إنشاء قيمة محدثة من الحالات عبر بكسل صورة وفصل الخلفية Background Subtraction Image's Pixels على أساس الحالة الراهنة للخلفية وحالات الخلايا المجاورة لها وتوافقها مع قاعدة تحديث رياضية مبهمة ثابتة.

4.1 أهمية الدراسة

الجديد في هذا البحث هو استخدام عملية تكون أقل تحسناً من خلال تطبيق بوابة الاختيار المنطقي XOR المبهمة كقاعدة تحديث لنموذج انتقال حالة الخلية وتغييرها. هذا النوع من الانتقال المبهم له مزايا واضحة من حيث إتاحة طريقة سهلة لنمذجة معرفة الخبراء، وطريقة مناسبة لنمذجة البيانات غير المؤكدة وغير الدقيقة. وعلاوة على ذلك يستخدم النظام المقترح طريقة مبنية على القياس لحل الانسداد الحاصل للمركبات التي يتم جمعها وتصويرها عبر سلسلة من الصور المرورية المأخوذة من كاميرا محمولة على جانب واحد.

5.1 الدافع والاسهام

إن الرصد بواسطة كاميرات الفيديو غير التداخلية non-Intrusive لغرض جمع البيانات أصبح أمر منتشر على نطاق واسع، ومن خلال هذه البيانات يتم اتخاذ القرارات الخاصة بالسيطرة وكشف الاجسام المتحركة وبالخصوص في حركة المرور.

ولهذه الكاميرات متطلبات أساسية للغرض الذي وجدت له واهم هذه المتطلبات هي معايرة Calibration ويجب ان تكون مركزة ودقيقة تتطلب خبرة ومعرفة من قبل المستخدم لتكون القرارات المتخذة قليلة الخطأ، مع الاخذ بنظر الاعتبار الظروف البيئية الجوية اثناء التصوير من ضوء وظلمة ورياح...الخ، فعدم الاخذ بها يقلل من كفاءة نظام المراقبة.

نستعرض بهذه الدراسة نظام تتبع المركبات الآلي للتطبيق في العالم الحقيقي real-world الذي يدمج النقاط الصور مع خوارزمية تجزئة الجسم، بالإضافة الى حالة الانسداد الحاصل للمركبة، وإيجاد طريقة الحل، وإيجاد طريقة تتبع المركبات.

ويستفيد النهج المقدم من مزايا نماذج الفصل Extraction للخلفية المتاحة وطريقة إزالة العيوب والمشاكل الرئيسية التي أعاقت تطبيقاتها في أنظمة تتبع المركبات عن طريق استخدام المشغل الآلي الخلوي المبهم.

وفي هذه الحالة سوف يتم إنشاء قيمة محدثة من الحالات عبر بكسل صورة وفصل الخلفية Background Subtraction Image's Pixels على أساس الحالة الراهنة للخلفية وحالات الخلايا المجاورة لها وتوافقها مع قاعدة تحديث رياضية مبهمة ثابتة.

الجديد في هذا البحث هو استخدام عملية تكون أقل تحسناً من خلال تطبيق بوابة الاختيار المنطقي XOR المبهمة كقاعدة تحديث لنموذج انتقال حالة الخلية وتغييرها.

هذا النوع من الانتقال المبهم له مزايا واضحة من حيث إتاحة طريقة سهلة لنمذجة معرفة الخبراء، وطريقة مناسبة لنمذجة البيانات غير المؤكدة وغير الدقيقة.

وعلاوة على ذلك يستخدم النظام المقترح طريقة مبنية على القياس لحل الانسداد الحاصل للمركبات التي يتم جمعها وتصويرها عبر سلسلة من الصور المرورية المأخوذة من كاميرا محمولة على جانب واحد.

6.1 منهجية الدراسة

تم العمل في هذا البحث من خلال استخدام المنهج التجريبي بصورة أساسية وكذلك التحليلي، وتمت مراقبة عملية رصد المركبات على طريق خاص تم استخدامه لتتبع المركبات، وتم إجراء إحصاء، وتحليل لحركة المرور.

واستطاع النظام التمكن من تتبع معظم المركبات بنجاح في 30 ثانية. وفي تسلسل لحركة المركبات على الطريق السريع، تم رصد 97% من المركبات بشكل صحيح وتعبها في ظل الظروف الجوية العادية. وانخفضت هذه النسبة في حالة سوء الأحوال الجوية.

وقد أجريت المعالجة بمعدل استخدم فيه قياس إطارات هياكل المركبات والبالغ 40 إطار/ثانية. حتى عندما تعيق المركبات المتعددة بعضها بعضاً، فغالباً ما يتم رصدها كمركبات منفصلة.

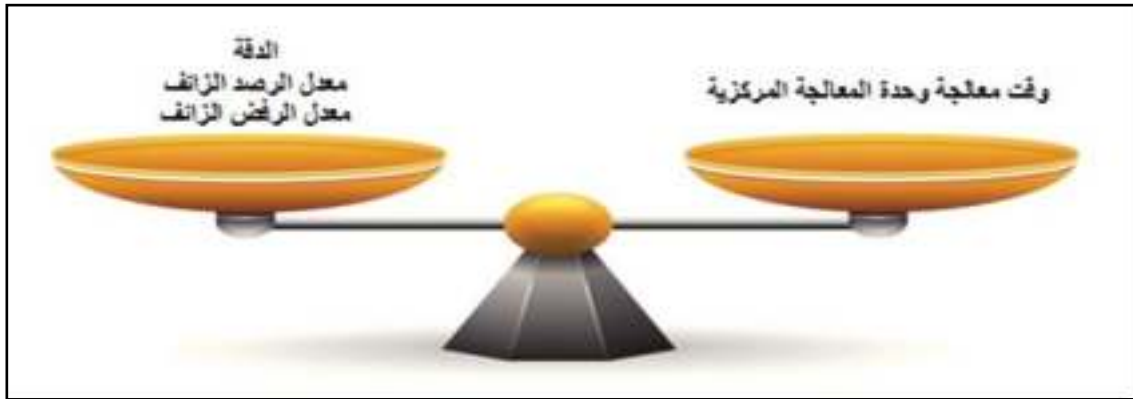
أما إذا كانت حركة المركبات منفصلة متلاحقة، فإن اقتفاء المتعقب سيكون دقيقاً بما فيه الكفاية لتحديدتها بشكل صحيح على أنها مركبات منفصلة.

فقط إذا استمرت المركبتان في المسير بتجانس قريب وسرعة واحدة فسيتم تعقبها على أنها مركبة واحدة. وفي هذه الحالة يكون عدد المركبات غير صحيح.

شيء آخر جدير بالملاحظة هو أن الصور التي استخدمناها ملونة Colored. وبما أن منهاج التجزئة يعتمد على الكثافة، فإن المركبات التي تشبه بشدة لون سطح الطريق تفتقد أحيانا أو يتم رصدها على أنها شظايا صغيرة جداً بحيث لا يمكن فصلها بشكل موثوق عن الضوضاء Noise.

على الرغم من أن البيانات المستخدمة تتألف من حركة المرور ذات اتجاه واحد فقط، فإن خوارزمية التتبع عامة كافية للعمل مع اتجاهات حركة المرور المتعددة. كذلك تم الحصول على البيانات في يوم غائم لحل مشكلة الظلال Shadows. مما تبين لنا أن النظام المقترح لا يتعامل مع الظلال بدقة على الرغم من أن التحقيقات الأولية في التعامل مع الظل كانت إيجابية.

7.1 الميزان: THE BALANCE



شكل 1.1: التتبع التبادلي

من الملاحظ ان تطبيق تتبع الفيديو يمكن أن يزيد من الأداء في أنظمة النقل الذكية. وهي واحدة من الأكثر وضوحاً مما ارتبط بأنظمة التتبع مع تكلفتها العالية نسبياً من خلال نتائج عمل وحدة المعالجة المركزية CPU التي تقدمها. ويعتبر استخدام قوة الحوسبة أمراً ضرورياً لرصد المركبات في ظل ظروف الطقس المختلفة. ومع ذلك هناك نوعان من الموازنة.

وتتمثل الموازنة الأولى بين دقة معدل الرصد والكشف Detection Rate والنفقات العامة لوحدة المعالجة المركزية.

أما الموازنة الثانية فتكون بين معدل الرصد الكاذب False detection rate ومعدل الرفض الكاذب False rejection rate وكفاءة Efficiency النظام كما هو مبين في الشكل 1.1. وتزداد النفقات العامة لوحدة المعالجة المركزية كلما ازدادت دقة النظام. وفي العموم فإن الخوارزميات المعقدة المستخدمة في تتبع المركبات تكون هي الأكثر دقة لكنها تستغرق الوقت الأطول، في حين أن الخوارزميات الأبسط تتبع بشكل أقل دقة ولكن أسرع، ولذلك فمن الواضح أنه من أجل تحقيق أقصى قدر من الدقة على نحو فعال، ينبغي اختيار خوارزميات بسيطة وبسرعة مقبولة.

حاول الباحث حل هذه المشكلة من خلال التوازن بين الاثنين من الخوارزميات، فكان الاتجاه بتحسين تكنولوجيا المعلومات والاتصالات ITSs وتطويرها من خلال تقنيات تتبع فعالة لرفع وتحسين كبيرين في مستوى معدل الرصد.

8.1 تنظيم الرسالة

يتم تنظيم الرسالة على النحو الآتي:

- 1- اختص الفصل الثاني بتغطية الخلفية الخاصة بالصورة Background ووصف بعض الأعمال الحديثة ذات الصلة بالكشف عن المركبات وتعبئها ويوفر وصفا شاملا للطرق النموذجية في كل سلسلة ويعبر عن مزاياها وعيوبها.
- 2- اختص الفصل الثالث بكل ما يتعلق بكشف اشكال المركبات وتميزها أنياً.
- 3- أما الفصل الرابع فيختص بالوصف التفصيلي للمنهج المقترح.
- 4- ويعرض الفصل الخامس نتائج مختارة من التقييم التجريبي بما في ذلك عدة نتائج تجريبية أجريت للتأكد من دقة المنهج المقترح ومئاته.
- 5- وتم في الفصل السادس تقديم الاستنتاجات التي تشير إلى تحسين الأداء للمنهج المقترح في رصد المركبات وتتبعها.

9.1 الدراسات السابقة

1.9.1 دراسة أنظمة النقل الذكي وتتبع المركبات

بعد استخدام تقنية نظم النقل الذكية في التتبع من طرف الدول المتقدمة أدت هذه العملية الى تغيير الهيئة التقليدية لحركة المركبات على الطرق.

وبالرغم من بداية بحوث هذه التقنية المتطورة ودراساتها منذ أكثر من خمس عشرة سنة، غير أن معالمها الرئيسية لم تتبلور وتتضح إلا مع بدء التسعينيات.

فبعد أن كانت السنوات ما بين 1960 و 1970 بداية الدراسات في تطور النظم خصصت السنوات ما بين 1980 و 1995 في الاستثمار في معلومات (STI) النقل الذكية والطريق من أجل تحسين السلامة والأمن (خاصة السلامة في الطريق).

بينما تمحورت الدراسات الخاصة بنظم النقل الذكية في السنوات ما بين 1995 و 2000 في كيفية العمل المشترك أو التوافقية.

واهتمت هذه الدراسات في السنوات ما بين 2000 و 2005 بالنقل المستدام وتعدد الوسائل والسلامة على الطرق، حيث تشجع الأنظمة الحديثة للنقل المستدام استخدام وسائل ملائمة أكثر للبيئة عن استخدام السيارة. فهي في منافسة اقتصادية شديدة على المستوى العالمي [8].

إضافة إلى أن ظهور أنظمة النقل الذكي وتطبيقها أدّى إلى توجيه الأنظار نحو إجراء أبحاث ضخمة في هذه المجالات كنظام تتبّع المركبات والتعرف عليها وتقييمات مقاييس تدفق حركة المرور [9] [10].

والعمل على تقييم أماكن المركبات وغيرها من البيانات ذات الصلة بها كسرعة المركبات وشكلها وحجمها وعدد المركبات المتحركة في سلسلة من الصور، لذلك يعطي جهاز تعقب المركبات للمركبات التي يتم تتبعها علامات ثابتة في لقطات مختلفة من الفيديو.

تواجه أنظمة تتبّع المركبات وتعقبها عدداً من التحديات المختلفة ويرجع ذلك إلى عدم إمكانية إجراء عمليات صحيحة وملائمة لتعقب المركبات.

تستخدم تطبيقات مختلفة لإجراء عمليات تعقب المركبات على سبيل المثال (إدارة تدفق حركة المرور ومخطط الطرق والتطبيقات العسكرية بالاعتماد على مراقبة حركة مرور الطرق السريعة ومخططات إدارة المرور).

وترجع صعوبة تعقب المركبات إلى حركة المركبات المفاجئة وتغيير نمط كلاً من المركبات ومشهد حركة المرور، بالإضافة إلى تغيير حركة كاميرات المراقبة [11]. تسعى معظم

الأبحاث إلى مناقشة المشاكل المتعلقة بتعقب المركبات حتى يتمكن النظام من رصد المركبات المتحركة والمستقرة تحت الظروف البيئية المختلفة أو تعقبها.

تم نُشر عدد هائل من المطبوعات بخصوص علوم الخوارزميات وعلاقته بموضوع التتبع، إلا إنه مع ذلك لا يظل يفوق هذا العلم الإدراك البشري [12] [13].

من الضروري أن تستوفى أنظمة معالجة الصور Image Processing في لقطات الفيديو عدداً من المتطلبات الصارمة لتصحيح أداة من الأدوات الفعالة التي تُستخدم في مراقبة حركة المرور [14] [15]. ومثال على ذلك:

1- التقطيع الصوري الآلي لكل مركبة من الخلف ومن جانب المركبات الأخرى حتى يتمكن النظام من تعقب كافة المركبات.

2- تعقب كافة أنواع المركبات في الطرق بوضوح مثل الدراجات البخارية وسيارات الركاب والحافلات وشاحنات نقل معدات البناء إلى خلفه.

3- العمل تحت ظروف مرورية مختلفة مثل حركة المرور الخفيفة وازدحام المرور واختلاف سرعات المركبات في مختلف الممرات.

4- أداء المهام تحت ظروف الإضاءة المختلفة أي في النهار والعتمة والشفق والظلام والمطر وخلافه.

5- التشغيل الآلي بنظام الوقت الحقيقي. بالرغم من ظهور عدد من أنظمة المعالجة للصور من خلال لقطات الفيديو كأنظمة تجارية ومراقبة حركة المرور في الأسواق، إلا إنه مازال يوجد عدد من المعايير التي لم يتم استيفائها.

1.1.9.1 نقاط الضعف في هذه الطريقة

أثبتت عمليات التقييم التي أجريت مؤخراً بخصوص أنظمة معالجة صور لقطات الفيديو أن هذه الأنظمة تواجه بعض الصعوبات عند تشغيلها مع ازدحام المرور وارتفاع تدفق حركة المرور وتداخل المركبات واهتزاز كاميرات المراقبة نتيجة الرياح وعمليات قلب الليل بالنهار وقلب النهار بالليل والظل الذي يربط المركبات مع بعضها بعضاً [16] [17].

مما أدى الى الحاجة في مراقبة حركة المرور تحت كافة الظروف وإلى إجراء أبحاث حول أنظمة متطورة من تعقب المركبات تعتمد على لقطات الفيديو في كل الظروف.

2.9.1 دراسة عمليات تتبع المركبات

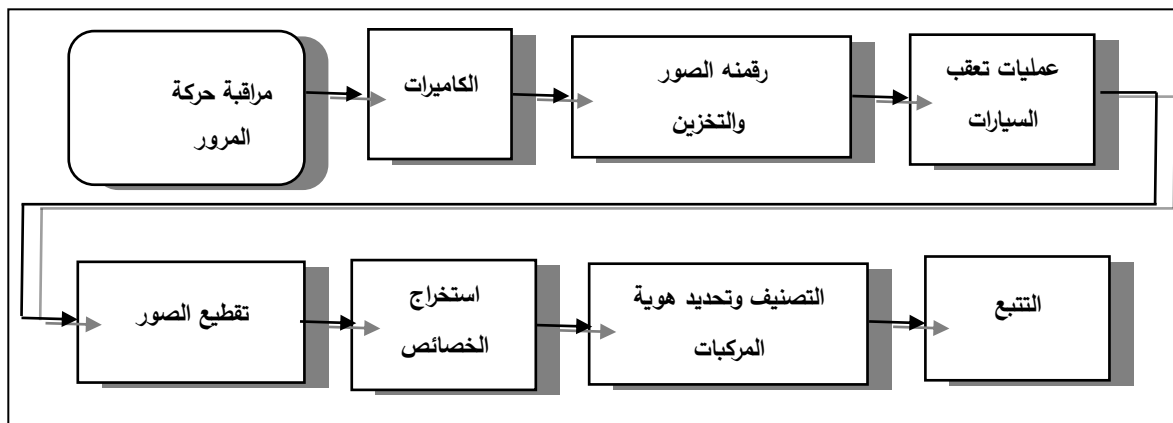
وموضوعها في استخدام الكاميرات في المبدأ الموضح بالشكل رقم 2.1 لالتقاط صورة أثناء تدفق حركة المرور.

ويتم خزن هذه الصور الرقمية لتدفق حركة المرور داخل الذاكرة. وتعمل عمليات تعقب المركبات على إنشاء مدخل واحد أو أكثر لغرض تقييد مرور البيانات الرقمية وفصلها عن باقي الخوارزميات في معالجة الصور.

ولا يُفضل تقييد عدد المركبات المحتملة خلال إجراء عمليات التعقب، نظراً لأنه يمكن استعادة البيانات حتى لو تم حذفها.

لذلك يسمح بحدوث خطأ في عملية تعقب المركبات خلال هذه المرحلة نظراً لأنه لا يعلن في نهاية عملية تعقب المركبة عن المركبات الفعلية، بل بالأحرى تهدف أنظمة الخوارزميات والتي تُشكل جزءاً من عمليات تصنيف المركبات وتحديدتها وتتبعها إلى التخلص من المركبات الخاطئة والاحتفاظ بالمركبات الحقيقية.

ويستخدم تقطيع الصور لتقسيم منطقة الصور إلى مناطق أصغر (عادة ما تتكون من مركبات فردية) والتي يُمكن تحديد ملامح المركبات على نحو أفضل. تعمل عملية تحديد الملامح واستخراجها على دراسة البيكسلات التي تظهر في المنطقة للخصائص المحددة سابقاً، والتي تدل على وجود مركبات. وبظهور هذه الخصائص بالعدد الكافي المُستلزم، يُعلن عن وجود المركبة ويتم حساب مقاييس تدفقها.



شكل 2.1: خوارزمية نظرية تعقب المركبات وتصنيفها وتتبعها [18]

تزعم عدد من الأنظمة التجارية لمراقبة حركة المرور وتعقبها، والتي تعتمد على التقاط لقطات من الفيديو أنه يُمكن تشغيلها خلال فترة النهار والمساء وتحت ظروف البيئة الصعبة، إلا

أنه مع ذلك تقدم هذه الأنظمة حلولاً عالية التكلفة باستخدامها برامج وأجهزة مملوكة يتم معايرتها بالنحو المناسب قبل الاستخدام.

1.2.9.1 عيوب هذه الطريقة

يستلزم إجراء المعايرة مقاييس ومعايير توضح الموقع الحالي للكاميرا بالنسبة للطريق، وهذا يتطلب ثبات كلٍّ من موضع الكاميرا وزاويتها.

ويتطلب هذا التقييد توفير كاميرات تكميلية لتجميع البيانات وفصل هذه الكاميرات عن تلك المستخدمة في مراقبة حركة المرور، حيث دائما ما يتسبب المشغل في تغيير حركة كاميرات المراقبة وآلة تكبير العدسة وتصغيرها في حالة وقوع حادث، لذلك ينتج من استخدام الكاميرات والبرمجيات والأجهزة المملوكة في تشغيل أنظمة مكلفة ومنع إجراء أية تحسينات أو تعديلات في الأنظمة التي يُثبتها المستخدمون.

يُرجح أن عدم وضع الكاميرات بالنحو المناسب والصحيح السبب وراء عدم ظهور المركبات، لذلك لا تحاول أنظمة الخوارزميات المستخدمة بالوقت الحالي التعامل مع حالات عدم ظهور المركبات بالرغم من حقيقة عدم توافر زوايا خالية من الانسداد.

بالإضافة إلى ذلك، توصلت عدد من الدراسات [19] [20] أن الأنظمة التجارية تتأثر ببعض العوامل البيئية مثل انعكاسات أضواء المركبات والظل وتفسيرها بالخطأ على أنها مركبات إضافية.

لذلك، لا يزال هناك حاجة إلى أنظمة خوارزميات جديدة تتمكن من تتبع المركبات وتجميع بيانات موثوقة بخصوص حركة المرور تحت ظروف البيئة الصعبة وحالات الانسداد، على أن تعمل هذه الأنظمة على زيادة استخدام كاميرات الفيديو للمراقبة وبذلك تصبح هذه الأنظمة مفيدة لكل من تجميع البيانات المتعلقة بحركة المرور والعمليات.

3.9.1 دراسة تصنيف أنظمة تتبع المركبات

ظهر بالعقود الماضية طرق عديدة لحل مشاكل تتبع المركبات في أنظمة النقل الذكي [21] [22]، في حين تُصنف طرق تتبع المركبات إلى أربعة تصنيفات وهي: الخصائص والنموذج والعداد الحركي والتتبع اعتماداً على المنطقة [23] [24] يقتصر استخدام طرق الفئة الأولى على تتبع بعض خصائص المركبات، إلا أنه مع ذلك قد تتمكن هذه الطريقة من معالجة مشاكل الانسداد حيث قد تظهر بعض خصائص المركبات في حالات الانسداد وتداخل المركبات مع بعضها

بعضاً، في حين تُستخدم طرق الفئة الثانية للتحقق مما إذا كان يوجد تجارب سابقة بهدف وضع نماذج ثلاثية الأبعاد أو ثنائية للمركبات وإعدادها.

ويعتبر زيادة الاعتماد على نماذج المركبات ومدى التعقيد الذي تتسم به الحوسبة من عيوب طرق هذه الفئة حيث من شأنها ألا تقضي إلى تنفيذ معالجة بنظام الوقت الحقيقي.

ومن الناحية الأخرى، تعمل طرق الفئة الثالثة على النقاط صور مبدئية لخطوط عرض المركبات واستمرار تحديثها في إطار الهيكل التتابعي. تتحرى طرق هذه الفئة الدقة عند توضيح القيم الأولية وتطبيق التشغيل التلقائي بمستويات منخفضة.

وأخيراً، تعمل طرق الفئة الرابعة على تتبع مسار وحدة المركبات في النطاق الزمني أي مصفوفة البيكسلات المتصلة. ومن شأن هذه المصفوفات توفير عدد هائل من المعلومات مثل الحجم والشكل والكثافة.

وباستخدام تقنيات تتبع المركبات التي تعتمد على الرؤية الحاسوبية لتناول ضرورة تطبيق أنظمة معالجة صور الفيديو، انخفضت التكاليف المرتبطة بتطبيق طرق العد والفرز اليدوية انخفاضاً عظيماً، وبالإضافة إلى إمكانية تقليل التكاليف نتيجة إلى استخدام تقنيات تتبع المركبات تعتمد على الرؤية الحاسوبية لجمع البيانات بخصوص حركة المرور، تمكنت هذه التقنيات بتوفير بيانات أكثر دقة بخصوص حركة المرور، مقارنة مع الطرق اليدوية.

1.3.9.1 عيوب هذا النظام:

أقرت جماعة هندسة المرور على وجه العموم على أن أنظمة تجميع البيانات يدوياً والتي تتسم ببساطتها تستغرق فترة طويلة من الوقت، كما تتسبب في زيادة كثافة المركبات وهذا من شأنه أن ينتج عنه بيانات غير دقيقة ومستقرة [25] [26].

4.9.1 دراسة تقنية تتبع المركبات التي تعتمد على الرؤية الحاسوبية

وموضوعها يتمثل في مميزات فئة تتبع المركبات اعتماداً على الرؤية (الخصائص) في تقليل تكاليف الأجهزة وخفضها، وزيادة إمكانية إجراء تحسينات، مقارنة مع الفئات الأخرى، وعليه تعتبر من إحدى التقنيات الأكثر رواجاً واستخداماً في أنظمة النقل الذكية لمراقبة حركة المرور [27] [28].

تعمل أنظمة النقل على تطبيق هذه التقنية على أن يقتصر استخدامها على تنقية الأدوات الواضحة والتي تقع تحت نطاق اهتماماتهم، يُطلق على هذه العملية "التصنيف".
يُمكن استخدام مجموعتين من الطرق في هذه العملية التي تُسمى "التصنيف" وهما كما يلي: الطريقة الإحصائية والتي تعتمد على نظرية القرارات الإحصائية وطريقة تركيبية تعتمد على الإدراك البشري والطرق الإدراكية.

وعلى وجه العموم، من الضروري أن تحدد أنظمة الخوارزميات لتتبع المركبات سمات ما يقع تحت نطاقها وإعداد المصنف. هذه السمات قد توضح:

شكل الأشياء (من حيث الأبعاد والألوان) الحدود (استخدام أنظمة الخوارزميات لتعقب الحدود) وسمات حسابية (العزم الإحصائي والغلاف المحدب).

تشتمل طرق رؤية الحوسبة على أساليب تعتمد على نظم النواة وأساليب تعتمد على مبدأ مرشحات الجسيمات الدقيقة وتجميع البيانات [29] [30] تعتبر طرق النواة وأساليبها من الطرق التي أظهرت فعاليتها وكفاءتها في تطبيقات التتبع.

1.4.9.1 ثغرات في هذا النظام:

مع الميزة الإيجابية في عمل هذا النظام إلا أنه قد تتعطل هذه الأنظمة في حالة الانحراف السريع للجسيم الذي يتم تتبع آثاره بين إطار هيكله أو تداخله مع الأشياء الأخرى الموجودة في الساحة التي يتم مراقبتها.

بالإضافة إلى ذلك، قد ينتج عن آثار التظليل، اعتماداً على نوع المقياس والمعياري المتري المختار للنواة، عطل في أنظمة التتبع التي تعتمد على نظم النواة وبرامجها.

ومن ناحية أخرى، تتميز نظم تتبع المركبات التي تعتمد على مرشحات الجسيمات بأنها تُمثل في وقت واحد عدداً من الافتراضيات الخاصة بحالة الجسيم المستهدف.

استناداً إلى معدل منحنى الانحراف الذي يتم اختياره في أنظمة الخوارزميات، تتمكن نظم التتبع هذه من حفظ الحالة المتغيرة للجسيم المستهدف خلال صور متتالية، وبالتالي يُستفاد من هذا النظام في تحديد الجسيمات المستهدفة في حالات تداخل الجسيمات مع بعضها بعضاً بينما تتمثل عيوب هذا النظام في أنه يتطلب إجراء عمليات متسلسلة من التشغيل والإيقاف بدقة، فينتج عن ذلك إجراء عمليات تتبع لعدد غير معروف من المركبات المستهدفة في مشاهد معقدة. لتقريب عدد

الافتراضيات المحتملة بخصوص تحديد موقع الهدف واعتماداً على النمط المستخدم وطريقة المقايسة، يتطلب هذا النظام استخدام الكثير من مرشحات الجسيمات، فتتكاثف هذه الجسيمات حسابياً، وهذا يدل على مدى معاناة أداء الوقت الحقيقي. ومن ناحية أخرى، أثبتت الطرق والأساليب التي تعتمد على مفهوم تجميع البيانات كفاءتها عند تتبع المركبات المستهدفة وتجميع عدد من النقاط الصور المتسلسلة، إلا أنه مع ذلك قد يؤدي هذا إلى تعذر تطبيق مبدأ الحاسوبية ولا سيما عند استخدام قوة شديدة لتجميع البيانات.

تفاقت القضايا الحاسوبية مع زيادة عدد المركبات المستهدفة التي يتم تتبعها وتناولت معظم الأبحاث التي أجريت مؤخراً هذه القضايا.

5.9.1 دراسة استخدام خوارزمية كشف الحواف EDGE DETECTION

تعتبر الحافة خيط رفيع يمرر بين المناطق غير المشتركة في الصورة أو المجالات اللونية غير المتجانسة والتي تظهر فجأة.

إن اكتشاف الحواف له أهمية عالية في مجال معالجة الصور إذ تستخدم في عملية تمييز الأنماط (Patterns recognition) وكذلك في تقطيع الصورة (Image segmentation) إضافة إلى، وعند تحليل المشاهد (Scene Analysis) استخدامات واسعة في المجالات الطبية. كاشف الحافة (Detector) من الممكن أن يكون مرشح تمرير عالٍ (High Pass Filter) يمرر على الصورة المراد اكتشاف حوافها بصيغة لف رياضي (Mathematical convolution) بينها وبين المرشح وهناك عدة طرق من كواشف الحواف التي تطورت خلال الفترة السابقة [31].

ويمكن تطبيق خوارزمية تحويلات المويجة على الصورة كما يلي:

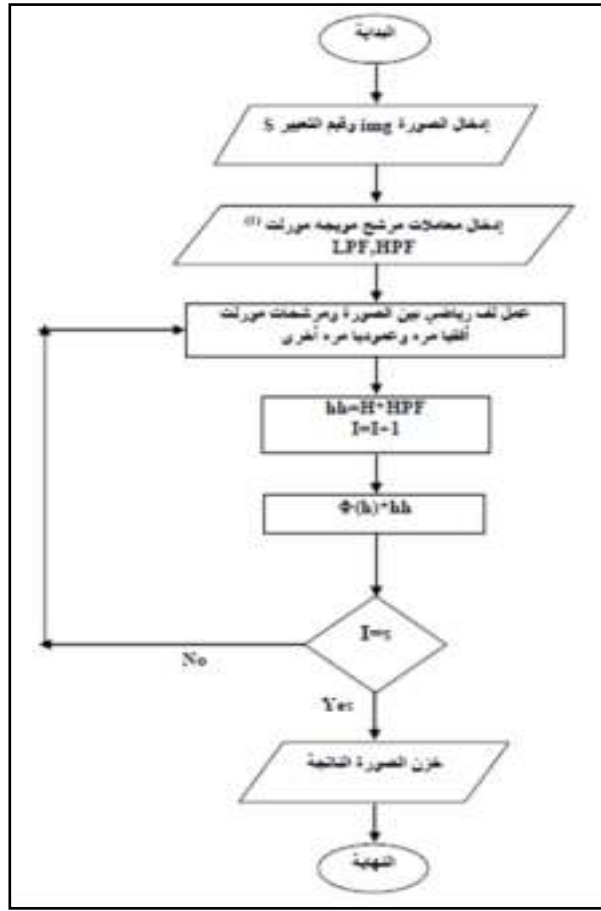
1- تعريف الصورة المراد تحديد حوافها ولتكن (img) ثم يتم إدخال (s) الذي يمثل مقدار تنعيم الصورة للتخلص من الضوضاء.

2- إدخال قيم مرشحي مورلت والتي تمثل الحدود العليا للحافة والحدود السفلى والمشتقة من المعادلتين 19,20، اللذين يمثلان الحدود الدنيا والعليا للحافة.

3- إجراء لف رياضي بين الصورة (img) ومرشح الحدود العليا (HPF) بصورة أفقية للحصول على الصورة (H) ثم يمرر بصورة عمودية على الصورة، للحصول على الصورة ذات الحدود العليا فقط (H).

4- تمرير دالة التنعيم التي تمثل مرشح التمرير الواطئ (LPF) على الصورة الناتجة

من الخطوة (3) للحصول على حافات الصورة المطلوبة كما في الشكل رقم 3.1.



شكل 3.1: المخطط الانسيابي الذي يمثل خوارزمية كشف الحواف باستخدام التحويل الموجي [32]

1.5.9.1 نقاط ضعف الدراسة:

- تختلف تقنية كشف الحواف من صورة لأخرى ولا تعد أدوات عامة يمكن استخدامها للكشف عن حواف الصور إذ ان كل تقنية تكون خاصة بإظهار خصائص معينة من الصورة.
- غالباً ما تكون اشكال الحافات المكتشفة في الصور الجوية غير المنتظمة وذات مقاطع خطية متعرجة نتيجة تأثرها ببعض العوامل مثل تغيرات إنارة المشهد وأحوال الغلاف الجوي ووضع الرؤية مما يسبب تداخل الاشكال مع بعضها في ذلك النوع من الصور.

6.9.1 دراسة استخدام خوارزمية استخراج الخلفية والمنطق المبهم

من خلال إيجاد طريقة استخراج الخلفية وهي واحدة من أساليب الرصد الأكثر تحدياً المستخدمة في رصد مناطق المركبات [33].

يجزئ طرح الخلفية الأجسام الأمامية بشكل أكثر دقة في معظم الحالات مقارنة مع غيرها من الأساليب الشائعة لرصد الأجسام المتحركة ورصد الأجسام الأمامية حتى إذا كانت غير متحركة. هناك طرق مختلفة لطرح الخلفية.

بعض هذه الطرق مثل المرشح الانتقالي والمرشح المتوسط تحتاج إلى سعة ذاكرة ضخمة، في حين أن تقنيات مثل خلفية إيجن (Eigen-Background) ومزيج ضبابي (Mixture of Gaussian) لديها تعقيدات حسابية أكبر [34].

عدم القدرة على التكيف هو العيب الذي يثار بسبب تغيير الإضاءة والحالات المناخية. لذلك، يعمل العديد من الباحثين على حل هذا العيب من خلال العديد من الطرق الموصي بها في هذا المجال [35].

الحل الصحيح لمشكلة طرح الخلفية يعتمد على مفاهيم المنطق المبهم. تطبيق أرقام مبهم يساعد على التعامل مع بيانات المركبة غير الدقيقة لوصف عدم اليقين من نتائج المحاكاة [36]. واحدة من عيوب طريقة طرح الخلفية المبهمة هو تحديد قيمة العتبة التي عادة ما يقدر من قبل التجربة والخطأ. وبسبب إجراء التجربة والخطأ لكل إطار للهيكل العينة، سيزداد وقت الرصد. إلى جانب ذلك، التحديد غير المنطقي لقيمة العتبة ينتج عنه خطأ في رصد المركبات المتحركة. وعلاوة على ذلك، لا يتم الرصد بدقة للمركبات المتحركة التي يشابه المستوى غير الواضح لها المستوى غير الواضح للخلفية [37].

7.9.1 دراسة استخدام المشغل الآلي الخلوي لرصد المركبات

وموضوعها يكون باستخدام المشغل الآلي الخلوي (Cellular Automaton) وهو تعبير (رياضي - برمجي) يدل على مصفوفة من الخلايا يمكن أن تأخذ عدداً منتهياً من الحالات حيث كل حالة مستقبلية للخلية تتعلق بحالتها الحاضرة وبحالة الخلايا المجاورة لها. إن التحول من حالة إلى أخرى يحكم بقواعد معرفة مسبقاً [38].

وتكون الشبكة منتظمة من الخلايا، في كل منها عدد محدود من الحالات، مثل التشغيل والإيقاف (على النقيض من اقتران).

يمكن أن تكون الشبكة في أي عدد محدود من الأبعاد لكل خلية، يتم تعريف مجموعة من الخلايا تسمى جوار بالنسبة للخلية المحددة.

يتم تحديد حالة أولية (الوقت $t = 0$) بتعيين حالة لكل خلية. يتم إنشاء جيل جديد (تقدم t لـ 1)، وفقاً لبعض القواعد الثابتة (عموماً، دالة رياضية) التي تحدد الحالة الجديدة لكل خلية من حيث الحالة الآتية للخلية وحالات الخلايا الأخرى المجاورة والمحيط بالخلية. عادة ما توجد القاعدة لتحديث حالة الخلايا هي نفسها لكل خلية ولا تتغير مع مرور الوقت، ويتم تطبيقها على الشبكة بأكملها في وقت واحد، على الرغم من الاستثناءات المعروفة، مثل المشغل الآلي الخلوي العشوائي (Stochastic) والمشغل الآلي الخلوي غير المتزامنة (Asynchronous) [39] [40].

أصبح المشغل الآلي الخلوي الآن منطقة جاذبة للباحثين من مختلف المجالات بسبب طبيعته المتوازنة.

السبب وراء شعبية المشغل الآلي الخلوي يمكن أن يعزى إلى الإمكانيات الهائلة التي يمتلكها في نمذجة النظم المعقدة، على الرغم من بساطته [41].

أصبح المشغل الآلي الخلوي أداة تستخدم بشكل متكرر للنمذجة المجهريّة الدقيقة لعمليات رصد المركبات.

1.7.9.1 عوائق التطبيق

ان صعوبة تطوير خوارزميات المحاكاة المبنية على المشغل الآلي الخلوي للتطبيقات المتحركة في رصد المركبات لا تزال قضية صعبة.

وينبغي أن توفر هذه الخوارزميات مفاضلة متوازنة بين الدقة (Accuracy) والتعقيد الحسابي (Computational Complexity) لتمكين المعالجة على الإنترنت لبيانات القياس وتقدير تعقب المركبات [42].

وعلاوة على ذلك، فإن اختيار القاعدة الأفضل ووضع المعيار الذي يتم الاستناد إليه في قاعدة الانتقال لمهمة معينة يعد أمراً مهماً [43].

في الآونة الأخيرة تم استخدام فئة خاصة من المشغل الآلي الخلوي المشار إليها باسم المشغل الآلي الخلوي المبهم (Fuzzy) لتصميم فئة النمط [44] [45].

يختلف المشغل الآلي الخلوي المبهم (FCA) عن المشغل الآلي الخلوي باستخدام مجموعة من المتغيرات المبهمة لتحديد حالته، وذلك باستخدام القاعدة المبهمة توليد الاحتمالات "If-Then" [46] كمجموعة من قواعد الانتقال.

ومن خلالها نستدل بأن القاعدة المبهمة تستدل على حالة المشغل المستقبلية استناداً إلى الحالة المبهمة المنفذة حالياً والمدخلات المبهمة سابقاً.

الفصل الثاني

خلفية الصورة وأحدث التقنيات

الفصل الثاني

خلفية الصورة وأحدث التقنيات

1.2 خلفية الصورة

وتعرف بأنها مشهد عام أو الأرض خلف الاجسام المتحركة كالجبال نموذج للخلفية بالنسبة للطبيعة، اما بالنسبة للفن فتعتبر جزء من لوحة تمثل ما يكمن وراء الكائنات في المقدمة كالظلال الداكنة في خلفه اللوحة، اما بالنسبة للصورة التي تعرض على شاشة الكمبيوتر فتوجد تحت مختلف الأيقونات المتاحة على سطح المكتب أو استخدام صوره عائليه مثلاً كخلفيه للكمبيوتر

1.1.2 التتبع العام المتعدد الأهداف

يعتبر التتبع المتعدد للجسم المستهدف مشكلة مهمة لم تحل في العديد من مناطق رؤية الكمبيوتر Computer Vision.

بالنسبة لتتبع الأجسام توجد العديد من التطبيقات في الكثير من الصناعات والتطبيقات المختلفة. ومن الأمثلة على ذلك وجودها في:

المراقبة Surveillance، وتعقب المركبات، وتتبع المشاة Pedestrian Tracking [47] والدراسات حول تتبع الهدف تركز على مجالين رئيسيين: رصد الهدف Target Detection، وارتباط مسار الهدف Target-Track Association [48] [49] [50] ويجري رصد الهدف عموماً بوحدة من طريقتين - إما باستخدام النموذج المادي للهدف المطلوب أو استخدام بعض الأفكار لتمييز ما يبرز من الصورة عن خلفية الصورة. كلا النهجين لديه مزاياه الذاتية وعيوبه. الطرق المعتمدة على النماذج المادية للهدف يمكن أن تكون فعالة. ومع ذلك فإن أغلب هذه النماذج يصعب تطبيقها على مشاكل تتبع الهدف العام لأن الحجم والبنية للهدف المرصود قد لا تكون معروفة.

بالإضافة إلى ذلك بما أن الصورة في تسلسل الصور هي إسقاط ثنائي الأبعاد لمشهد في الواقع ثلاثي الأبعاد، فغالباً ما يكون من الصعب معرفة أي جانب من نموذج مادي معين يستخدم لتقطيع الكائن المعطى.

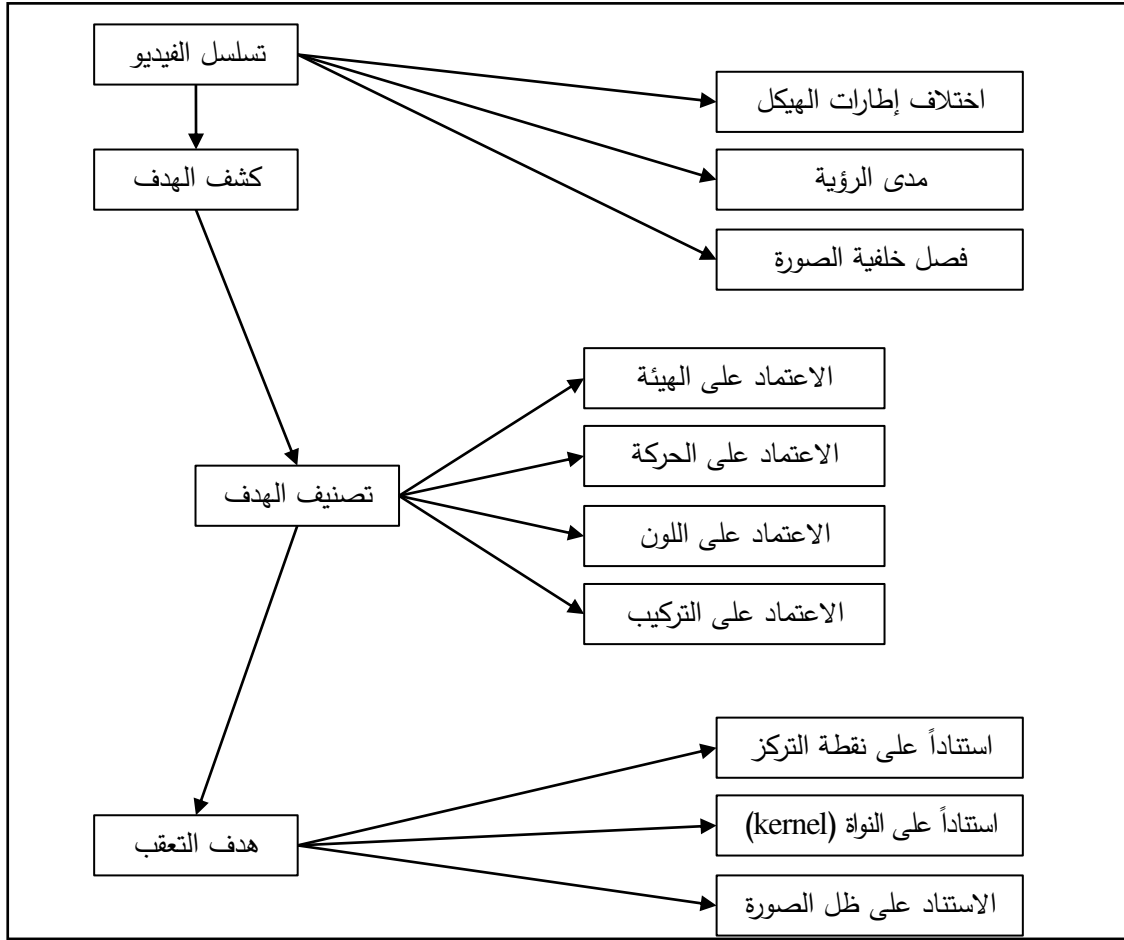
وكل ذلك يكون في بيئات حيث الموضع وزاوية الكاميرا يمكن التحكم بهما أو تقدير المسافات، وحيث نوع الجسم الذي يجري تتبعه هو معروف، وتعد الطرق التي تعتمد على النموذج المادي فعالة، حيث التعقيد الحسابي Computational يتم إشراكه مع مطابقة الشرائح للنماذج المستهدفة بشكل مركز.

بينما في أغلب تطبيقات تتبع الهدف، ولتأكيد المعرفة حول الزاوية النسبية بين الكاميرا ومستوى الطريق أو البنية المحددة لهدف معين يتم تتبعه، لا يكون ذلك عملياً دائماً. بمجرد الكشف عن الهدف باستخدام الفصل في الخلفية أو تطبيق الأسلوب القائم على النموذج المادي، يمكن توليد متجه مميز بوساطة الهدف المكتشف.

فمتجهات الميزة لإطارات الهياكل المتسلسلة يمكن بعد ذلك أن يتم تقييمها باستخدام نهج ربط البيانات لتكوّن معاً سلاسل من متجهات الناقلات لتشكيل المسارات. وتتمثل إحدى الصعوبات التي تواجه تعقب الهدف بصورة عامة في أنه غالباً ما يكون عدد الأهداف التي يتم تتبعها بلا وقت محدد وهنا تكمن المشكلة في عدم ترابط المراقبة مع الوقت.

2.1.2 نظرة عامة على خوارزميات اكتشاف الفيديو وتتبعه

تعتبر تقنيات معالجة الصور وتطابقها في تقسيم الحركة وتتبع الجسم من النقاط الأولية التي اهتمت بها البحوث التي أجريت في مجال إصدارات الكمبيوتر البرمجية على مدى العقدين الماضيين [51] [52] [53]، وقد وضعت وطورت ونفذت العديد من الخوارزميات لرصد المركبة وتتبعها، مما أدى إلى العديد من المنتجات والتطبيقات التجارية المخزنة الجاهزة للاستخدام في هذا الغرض. وعلى الرغم من انها بخوارزميات لا تزال تخضع لمختلف المشاكل، إلا أنها وفرت بيانات ومعلومات مهمة لتطوير خوارزمية حساسة وقوية لبيئة الانسداد في بيئة تتبع المركبة [54] [55] [56] عملنا على تطويرها في هذا البحث والتي تركز بشكل



شكل 1.2: الخطوات الأساسية لتتبع جسم [57]

رئيس على المنهجيات المفيدة لرصد جسم المركبات وتتبعه بشكل عام وتقديم أوصاف شاملة على أساليب تمثيلية لكل فئة والتعبير عن مزاياها وعيوبها. على العموم يتطلب كل نهج يتم استخدامه لغرض التتبع، آلية رصد للجسم إما من خلال إطار الهيكل الخاص به أو عند ظهوره لأول مرة في الفيديو. هناك نهج شائع لرصد الجسم هو استخدام المعلومات في إطار الهيكل الواحد. ولكن بعض طرق رصد الجسم تجعل استخدام المعلومات الزمنية المحتسبة من سلسلة من الإطارات للهياكل لخفض عدد رصد الصور الخاطئة False.

هذه المعلومات الزمنية عادة ما تكون على شكل الاختلافات الطبيعية في إطارات الهياكل، والذي يتم من خلاله تسليط الضوء على المناطق المتغيرة في إطارات الهياكل المتتالية. بشكل عام يتم رصد الجسم عبر مختلف التقنيات مثل اختلافات الإطار الهيكل، التدفق البصري، وطرح الخلفية [58] [59] الشكل 1.2 يوضح الخطوات الأساسية لتتبع الجسم أما الجدول رقم 1.2 فهو دراسة مقارنة لطرق رصد الجسم.

جدول 1.2: دراسة مقارنة لطرق رصد جسم [60]

الملاحظات	الوقت المقدر	الدقة	المنهج	
+ انخفاض حالة الذاكرة - لا تتعامل مع خلفية الصورة متعددة الوسائط.	متوسط	متوسط	المزيج الضبابي Gaussian	فصل
+ لا يتطلب أخذ عينة من إطارات الهياكل - لإنشاء نموذج خلفية الصورة المناسب. - تتطلب الحسابات الخاصة به مخزناً مؤقتاً بقيم البيكسل الجديدة.	متوسط	منخفض الى معتدل	المتوسط التقريبي	خلفية الصورة
+ يمكن أن تنتج معلومات الحركة كاملة. - يتطلب كمية كبيرة من الحساب.	عالٍ	متوسط	مدى الرؤية	
+ طريقة سهلة وأداء جيد لخلفية الصورة الثابتة. - يتطلب خلفية صورة دون تحريك الأشياء معها.	منخفض الى معتدل	عالٍ	اختلاف إطارات الهياكل	

كان هناك عمل ملحوظ على تتبع المركبة المنجز سابقاً تلك التي تحاول حل مشاكل التتبع مثل الضوضاء في الصورة، صعوبة حركة الجسم، والانسداد الناقص والكامل للجسم، وهياكل الجسم المعقدة [61] [62] [63] تتضمن هذه الطرق نقطة الارتكاز والنواة والصورة الظاهرة كما هو موضح في الشكل 1.2.

تتبع نقطة المركز تنطوي على الكشف في كل إطار؛ بينما يتطلب التعقب المستند على النواة الكشف فقط عندما يظهر الجسم أولاً في المشهد. يعد تتبع النقطة مشكلة معقدة، ولا سيما في حالات الانسداد التي تنتج رسداً مزيفاً لصور الأجسام.

فيصبح التحديد بسيطاً نسبياً غير دقيق مقارنة بمستوى العتبة المحددة لهذه النقاط. عادة ما يتم إجراء تتبع برنامج تشغيل عن طريق الحساب للجسم المتحرك، والذي تمثله منطقة الجسم البدائية، من إطار هيكل إلى آخر.

حركة الجسم عادة ما تكون في شكل حركة طبيعية كالإزاحة، والتزامن، والتقريب... وغيرها.

وهذه الخوارزميات تختلف من حيث تمثيل الوجود المستخدم من ناحية عدد الأجسام المرصودة، والطريقة المستخدمة لتقريب حركة الجسم.

وإنها قادرة على التعامل مع تتبع صورة واحدة والتعامل مع الانسداد الجزئي للأجسام. والهدف من التتبع القائم على ظل الجسم هو العثور على منطقة الجسم في كل إطار الهيكل عن طريق نموذج الجسم الناتج عن الأطر السابقة.

هذه الطريقة قادرة على التعامل مع مجموعة متنوعة من أشكال الجسم، الانسداد وتقسيم الجسم ودمجه... الخ [64] [65].

1.2.1.2 التتبع المبني على نموذج ثلاثي الأبعاد

في هذه الفئة سيكون التركيز على استعادة مسارات ونماذج بدقة عالية لعدد صغير من المركبات.

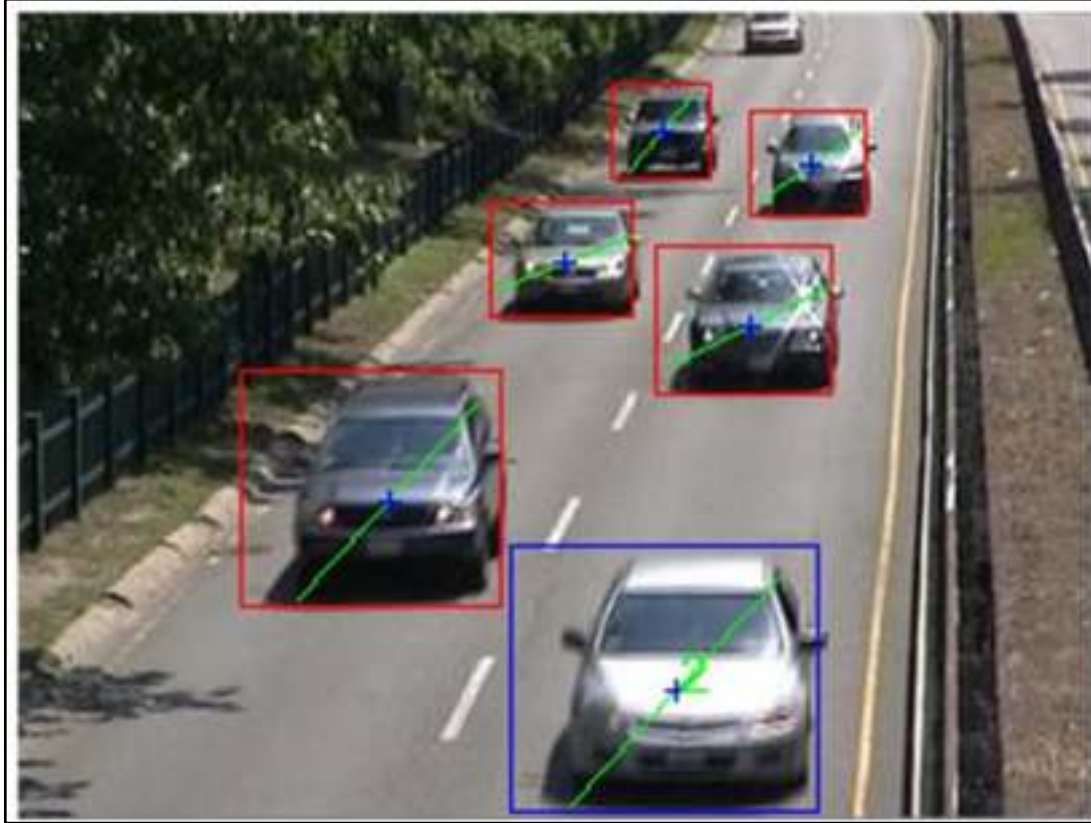
وتستخدم نماذج الأجسام بثلاثية الأبعاد لأنواع مختلفة من المركبات لتتناسب مع حواف الرصد للجسم المرصود في الصورة ثنائية الأبعاد، ويمكنها استعادة مسارات لعدد صغير من المركبات من خلال تحليل التغيرات الحاصلة في الأجسام ثنائية الأبعاد [66] [67] وأن نقطة الضعف الأخطر في هذا النهج هو الاعتماد على النماذج بصورة هندسية مفصلة للجسم.

من غير الواقعي أن نتوقع أن يكون لدينا نماذج مفصلة لجميع المركبات التي يمكن العثور عليها على الطريق.

وعلى الرغم من أن هذه الخوارزميات هي جيدة لمعالجة الانسداد - لأنها تعتمد فقط على عدد قليل من الحواف الواضحة للمركبات، فمن الصعب أن نحيط بكل النماذج الثلاثية الأبعاد المحتملة، كما أن هناك عدداً كبيراً من المتغيرات على المسرح، بما في ذلك المظهر المادي للعمل ونموذج السيارة، زاوية الكاميرا، وظهور الأجواء البيئية المحتملة وتغييرها.

2.2.1.2 REGION المتتبع المستند على المنطقة

هنا سوف يتم تقدير الحالة الشخصية وتحديد الفائدة (VIPS) في معالجة الصور وذلك بتحديد منطقة مقترنة بالصورة كنقطة أو دائرة 'Blob' ترتبط بكل مركبة ومن ثم يتم تتبعها بمرور الوقت باستخدام مقياس الارتباط المتبادل Cross-Correlation. كما في الشكل:



شكل 2.2: تحديد النقطة

عادة يتم تهيئة العملية من خلال تقنية فصل الخلفية. لمقدمة أجسام (المركبات) التي تم رصدها من خلال فصل صورتها الواردة عن طريق تقدير لخلفية الصورة الموجودة فيها، والبحث عن طريق البيكسلات المختلفة في هذه الصورة عن عتبات معينة وضعت لها ومن ثم العثور على المكونات المرتبطة [68] [69] في فصل الخلفية التكيفية لاستخلاص وجه مقدمة الجسم، وذلك بتجزئة الصورة واختيار الشكل الحيوي باستخدام الرسم البياني والفرق في الصورة.

تواجه هذه الطرق صعوبات ليست بالهينة عند تطبيقها على ظروف حركة المرور المزدحمة حيث سيتم التعرف على المركبات المتعددة ذات اللون المتشابه لمقدمة غطاء المحرك (في الغلاف الخارجي للمركبة) كمنطقة واحدة. إضافة الى ان اهتزاز الكاميرا يشكل مزيداً من التعقيدات لهذا النوع

من الخوارزميات - وغالباً ما تفسر حركة الكاميرا عن طريق الخطأ على أنها حركة الجسم في الموقع العينة، وبالتالي تدهور كبير في جودة النتائج لكاميرات مثبتة على أعمدة طويلة قد تتأثر بوجود رياح قوية.

وغيرها من الآثار البيئية الثانوية، مثل وهج الشمس والظلال Shadows وانعكاسات المصابيح الأمامية والأضواء الخفيفة، أو انحراف الضوء المنبعث مباشرة إلى الكاميرا، ويمكن أيضاً أن ينظر إليها أجسام إضافية بسبب أنها تبدو مختلفة عن المقدمة.

3.2.1.2 التتبع القائم على المحيط النشط CONTOUR

الفكرة الأساسية هنا هي الحصول على تمثيل لمحيط الكائن النشط والحفاظ على تحديثه ديناميكياً. يتم تهيئة المحيط النشط للكائن وتتبعه على أساس كثافة حركته وحدودها. إن ميزة وجود تمثيل قائم على المحيط النشط بدلاً من التمثيل القائم على المنطقة هو تقليل التعقيد الحسابي.

ومع ذلك فإن عدم القدرة على تقسيم المركبات التي يتم انسدادها Occluded جزئياً ما زال يمثل مشكلة في تهيئة محيط نشط منفصل لكل مركبة [70] [71].

4.2.1.2 التتبع المبني على الميزات FEATURE

يعتبر هذا النهج البديل للتتبع والذي يتخلى عن فكرة تتبع الأجسام ككل، وبدلاً من ذلك يتم تتبع الميزات الفرعية لها مثل نقطة مميزة فيها أو الخطوط على جسمها. وميزة هذا النهج هو أنه حتى في وجود الإعاقة الجزئية Partial Occlusion كما في الشكل 3.2، فستظل بعض من ملامح حركة الجسم مرئية.



شكل 3.2: ميزات الإعاقة

وعلاوة على ذلك نفس الخوارزمية يمكن استخدامها للتتبع في حالات وضح النهار، أو الشفق Twilight أو ليلاً، وهو ذاتي التنظيم لأنه يحدد الملامح الأكثر بروزاً في ظل ظروف معينة.

في حين أن رصد ملامح المركبة وتتبعها يجعل النظام أكثر قوة في حالة الإعاقة الجزئية، ولأن المركبة لها ميزات متعددة فإن هذا يطرح مشكلة جديدة لتجميعها Grouping [72] [73].

اختيار الميزة Feature المناسبة يلعب دوراً هاماً في تتبع الجسم. عموماً يتم اختيار الميزات يدوياً من قبل المستخدم تبعاً لميدان التطبيق. بشكل عام الخاصية الأكثر اختياراً ورغبة في الميزة البصرية هي التفرد بحيث يمكن تمييز الأجسام بسهولة في منطقتها.

ويرتبط اختيار الميزة ارتباطاً وثيقاً بالجسم. على سبيل المثال، يتم استخدام اللون كميزة للمدرج الإحصائي على أساس ملامح Representation الصورة، بينما في الملامح القائمة على شكل المحيط، يعتمد عادةً فيها على ميزة حواف الجسم. العديد من الخوارزميات التتبع تستخدم مزيجاً من هذه الميزات.

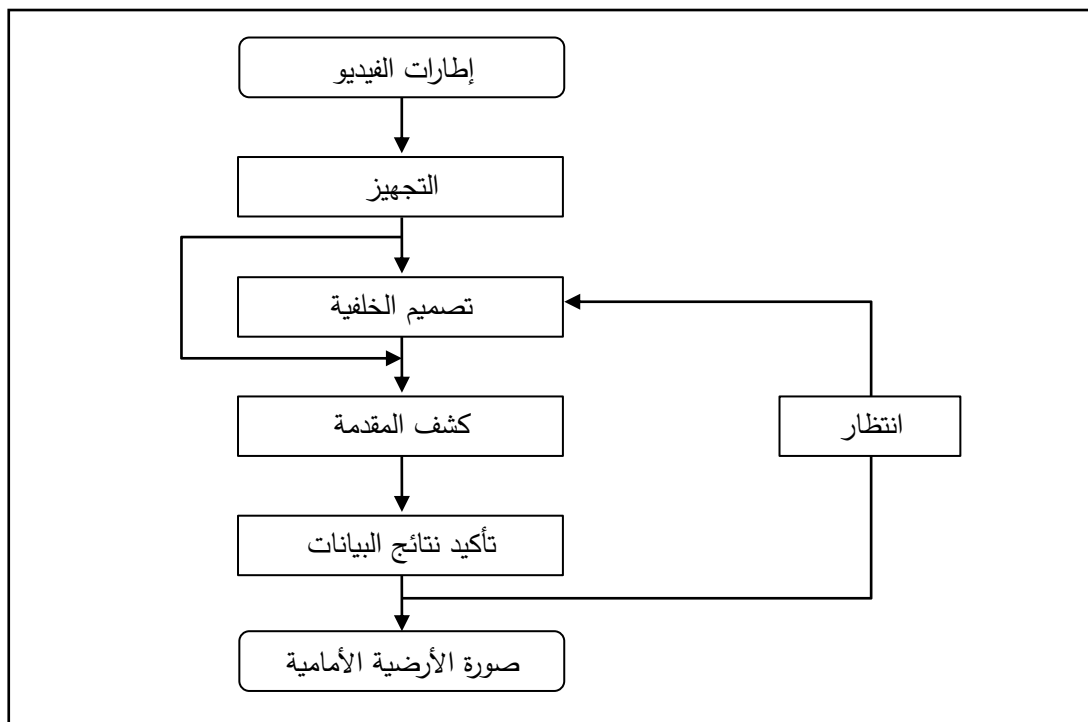
الميزات المرئية الأكثر شيوعاً هي اللون، الحواف Edges، والتركيب والتدفق الضوئي، وهو حقل كثيف من ناقلات التشريد Displacement Vectors التي تحدد إزاحة كل بكسل في المنطقة.

ويتم احتساب ذلك باستخدام تقييد السطوع واستقراره Brightness Constancy، والذي يفترض ثبات سطوع البيكسل المتطابق في إطارات الهيكل المتتالية [74] [75].

3.1.2 فصل الخلفية في الصورة BACKGROUND SUBTRACTION

ثمة عنصر رئيس للعديد من الخوارزميات في تتبع الأهداف المتعددة وهو الدقة في فصل الخلفية للصورة.

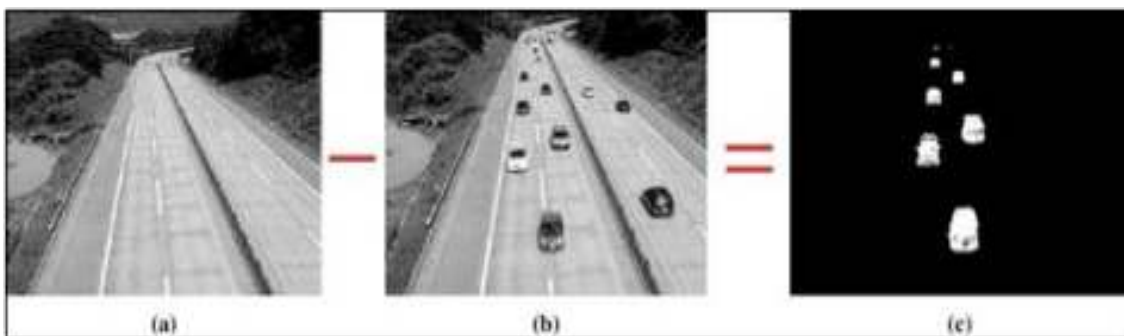
يستخدم فصل الخلفية في المقام الأول لتحديد مناطق الصورة التي تحتوي على معلومات عن واجهتها Foreground. وتشمل المناطق الأمامية من الصورة جميع المناطق التي تتكون من عناصر غير ثابتة من المشهد (أي المركبات)، كما في الخوارزمية في الشكل رقم 4.2 [76].



شكل 4.2: الخوارزمية العامة لفصل الخلفية

يتضمن فصل الخلفية عنصراً أساسياً هو الحفاظ على نموذج دقيق للخلفية في الصور المتعاقبة، كما أن الخلفية في مشاهد العالم الحقيقي تميل إلى أن تكون متحركة Dynamic دائماً (كما في الشكل 5.2).

تتغير الخلفية بشكل عام بسبب التباين في ظروف الإضاءة، اهتزاز الكاميرا، والظروف البيئية. اعتماداً على كيفية الحفاظ على نموذج الخلفية، فإن الأجسام التي لا تزال قائمة في المشهد يمكنها أيضاً تغيير نموذج الخلفية [77] وفي كلتا الحالتين، يعتبر البيكسل جزءاً من المقدمة إذا كان هو أبعد مسافة من عتبة معينة بعيداً عن النموذج في أي وقت من الأوقات [78].



شكل 5.2: مخطط انسيابي لتحديث الخلفية [79]

من وجهة نظر أخرى، فصل الخلفية لديها أساساً نهجان [80]:

1- **تقنيات تكرارية Recursive techniques**: لا تحتفظ التقنيات المتداخلة بمخزن مؤقت لتقدير الخلفية.

بدلاً من ذلك فإنها تقوم بتحديث خلفية نموذج واحد بشكل متكرر، استناداً إلى كل إطار يتم إدخاله. ونتيجة لذلك يمكن أن يكون لإطارات الإدخال الماضية تأثير على نموذج الخلفية الحالي.

2- **تقنية غير تكرارية A non-recursive technique**: تستخدم نهج النوافذ المنزلة لتقدير الخلفية.

حيث تقوم بتخزين احتياطي لإطارات الهياكل من الفيديوها السابقة وتقدر صورة الخلفية على أساس التغير الزمني لكل بكسل في الذاكرة المؤقتة.

التقنيات غير المتكررة قابلة للتكيف للغاية لأنها لا تعتمد على التاريخ الزمني لتلك الإطارات المخزنة في الذاكرة المؤقتة.

ومن ناحية أخرى يمكن أن تكون متطلبات التخزين كبيرة إذا كانت هناك حاجة لهامش كبير للتعامل مع الأجسام التي تسير بخطى بطيئة الحركة. مقارنة مع التقنيات المتكررة فهي تتطلب تخزيناً أقل، ولكن أي خطأ في نموذج الخلفية سيجعلها تتباطأ لفترة أطول بكثير من الوقت. وتستند هذه التقنية على أساس التكرار لأساليب مختلفة في فصل الخلفية مثل المتوسط التقريبي، الخلفية التكيفية Adaptive background، المزيج الضبابي Gaussian Mixture [81].

هناك مجموعة متنوعة من التحديات التي تصادفنا عند محاولة الحفاظ على دقة نموذج الخلفية في سلسلة من الصور.

وعند التطبيق العملي قد لا يكون هذا هو الحال دائماً، وبالتالي يجب أن يعالج النموذج المثالي لفصل خلفية الإزاحة والتأوب في موضع الكاميرا.

وبالإضافة إلى ذلك قد تتكون الخلفية من عناصر لمشاهد متعددة في نقطة بيكسل معين، وهذا يعني أن الخلفية ليست الوسيط الوحيد Unimodal. وأخيراً فإن النموذج المثالي للخلفية يجب أن يكون ديناميكياً وقادراً على التعامل مع حالات التغييرات البطيئة في الخلفية، فضلاً عن أن تكون قادرة على التحديد حتى بإزالة الأجسام الثابتة بالخلفية التي قد تكون موجودة في الموقع [82] [83].

لو فرضنا بأن رؤية الكاميرا كان دون إزاحة ودون دوران، إذن يمكن تقدير نموذج الخلفية باستخدام مجموعة من الأطر الأولية وتحليلها رياضياً كالاتي [84] [85] [86]:

$$b_{i,j}(t) \approx \sum_{k=1}^{q_{i,j}(t)} \pi_{k,i,j}(t) N(m_{k,i,j}(t), \sigma_{k,i,j}(t)) \quad (2.1)$$

تابعة إلى

$$\sum_{k=1}^{q_{i,j}(t)} \pi_{k,i,j}(t) = 1 \quad \forall i, j \quad (2.2)$$

حيث إن الصيغة $b_{i,j}(t)$ تمثل المزيج الضبابي (Gaussian mixture) المبني على ترابط نموذج الخلفية مع الزمن وصيغته t ، المرتكز في البيكسل وفق الصيغة (i,j) ، $q_{i,j}(t)$ هو عدد مجموعة وسائط في نموذج المزيج الضبابي، $\pi_{k,i,j}(t)$ وإن صيغة رمز الخلفية هو K في نموذج

البيكسل، (i, j) و $N(m_{k,i,j}(t), \sigma_{k,i,j}(t))$ وتتسيق المستند المنتقل الذي تمت تسويته لوضع الخلفية، k الى البيكسل (i, j) والزمن t .

ويمثل متوسط النموذج من خلال الصيغة $m_{k,i,j}(t)$ ويمثل التباين الصيغة $\sigma_{k,i,j}(t)$ وأن الجمع بين هذه المعايير يمثل وسيلة قوية لنموذج مشهد الخلفية عندما يكون هناك اختلاف طفيف في العناصر التي تشكل الخلفية مع مرور الوقت.

وبتعدد الطرق تكون الصيغة $q_{i,j}(t)$ ، في نموذج المزيج يمكن تأكيده بوساطة القوة $\pi_{q_{i,j}(t)}$ على أن تكون هناك قيمة معينة للحد $limit$ بشكل فعال مكونة من مجموع عدد من الوسائط، أو بدلا من ذلك يمكن تقديرها من خلال البيانات باستخدام طريقة مثل المجموعات التفاضلية. وأن دالة الكثافة الشرطية الاحتمالية للخلفية المرصودة يرمز لها على النحو التالي:

$$p(f_{i,j}(t)|b_{i,j}(t)) = \sum_{k=1}^{q_{i,j}(t)} \pi_{k,i,j}(t) N(m_{k,i,j}(t), \sigma_{k,i,j}(t)), \quad (2.3)$$

حيث إن الصيغة $b_{i,j}(t)$ تمثل البيكسل حسب إطار الهيكل المرصود من الفيديو على الوقت t . وأن فصل الخلفية سيتم استخدامه للإشارة إلى وجود الخلفية أو المقدمة لوجود بيكسل معين. والعمل على العتبة المحددة تجريبيا، T_b على النحو الآتي:

$$\phi_{i,j}(t) = \begin{cases} background & \text{if } \min_q \left(\frac{|f_{i,j}(t) - m_{q,i,j}|}{\sigma_{q,i,j}} \right) < T_b \\ foreground & \text{else} \end{cases}, \quad (2.4)$$

حيث $\phi_{i,j}(t)$ تمثل الحالة المنفصلة للبيكسل $f_{i,j}(t)$ في الصورة على الزمن t ، الذي يصف ما إذا كان البيكسل هو جزءاً من المقدمة أو من الخلفية. وبمجرد أن يتم التأكيد على نموذج يصف الخلفية، سيكون هناك نوعان من المراحل يجب الأخذ بها بنظر الاعتبار لاستخدام أحدها وهما: (نموذج التهيئة Model Initialization والصيانة النموذجية Model Maintenance).

التهيئة هي عملية تقدير معالم النموذج لمزيج للخلفية عند تشغيل الخوارزمية للمرة الأولى. تستخدم الصيانة لضمان أن معلومات النموذج الذي تم تحديدها في خطوة التهيئة لا تزال سارية المفعول مع تطور المشهد بمرور الوقت.

الصيانة ضرورية للحفاظ على تحديث نموذج الخلفية، ولحساب التغييرات البطيئة في حالات المشهد، كالإضاءة أو موضع الأجسام التي هي ثابتة لفترات طويلة من الزمن. لإجراء صيانة نموذج، يمكننا استخدام النموذج الآتي:

$$b_{i,j}(t) = \left\{ \begin{array}{ll} (1-\alpha)b_{i,j}(t-1) + \alpha f_{i,j} & \text{for } \phi_{i,j}(t) = \text{background} \\ b_{i,j}(t-1) & \text{for } \phi_{i,j}(t) = \text{foreground} \end{array} \right\}, \quad (2.5)$$

لا تقوم معادله التحديث هذه بحساب التغييرات في عدد الأوضاع في معلمات النموذج. يمكن أن يحدث هذا في حالة مثلاً:

عند تغيير حالة الموقع الى عاصف جدا، وهذا يعني أن بيكسل معينة قريبة من أشجار متمايلة سيغير من نموذج أحادي البيكسل إلى نموذج متعدد البيكسلات. وللتعامل مع هذه الحالة ومعالجتها يجب استخدام نهج واحد بصورة دورية، أو بشكل مستمر لإعادة تهيئة نموذج الخلفية حتى لا تؤثر التغييرات على دقة العمل.

4.1.2 التخفيف من أثر الإعاقة والانسداد Occlusion

تظل العديد من التحديات فيما يتعلق بتتبع الأجسام، ويعود هذا الأمر الى حركة الأجسام المفاجئة، وتغيير أنماط الظهور للأجسام والموقع، إضافة الى الأجسام غير المتحركة الموجودة، والإعاقة الأكثر ظهوراً مع الجسم المتتبع (سواء كانت تلك الإعاقة من كائن لكائن أو من كائن إلى موقع).

الانسداد أو الإعاقة Occlusion هو واحدة من المشاكل الرئيسية المؤدية إلى انخفاض الأداء في أنظمة المراقبة بالفيديو.

وينبغي على جميع أنظمة رصد الانسداد الآلية الذاتية مراقبة الانسداد بدقة وأن رصد الانسداد في بيئة معقدة يمكن تحسينها من خلال استخدام مضاعفة العرض من أجهزة الاستشعار أو الكاميرات المختلفة.

وأن الفشل في اكتشاف وحل وجود الانسداد قد يؤدي إلى أخطاء في المراقبة، بما في ذلك يكون هناك عدد غير صحيح من المركبات، وكذلك يكون تتبع غير صحيح للمركبات الفردية ويكون التصنيف غير الصحيح لنوع السيارة في هذا الجزء من الطريق [87].

عموماً، يحدث الانسداد في تتبع الجسم تحت ثلاث حالات:

1- الإعاقة الذاتية Self-Occlusion: تنشأ الإعاقة أو الانسداد الذاتي في معظم الأحيان عند تتبع محورية الأجسام فيسبب جزء واحد من الجسم على إعاقة الجزء الآخر.

2- الانسداد بين الأجسام Inter-Object Occlusion: الانسداد بين الأجسام تتم

عندما يعيق اثنين من الأجسام التي يجري تعقبهما على بعضها بعضاً.

3- الانسداد بسبب بنية موقع الخلفية Occlusion by Background scene

Istructure: الانسداد بسبب بنية موقع الخلفية ويحدث عندما يتسبب هيكل الخلفية في الموقع بإعاقة على الأجسام المتتعبة [88] [89] [90] لرصد الجزء المعاق، يتم رصد البيكسل الذي يكون هو كذلك على وشك أن الانسداد.

ويتم رصد الانسداد أساساً لغرض استعادة أجزاء أخرى جرت عليها الإعاقة في الصورة. حددت الأساسيات الموجودة في هذا المجال عدداً من فئات الانسداد في سياق التتبع بطريقة خاصة.

تعتمد طريقة واحدة من فئة الإعاقة على شدة الانسداد. فيمكن تصنيف الإعاقة على نوعين: الانسداد الكلي Full Occlusion، الانسداد طويل الأجل Long Term Full Occlusion.

ويحصل الانسداد الكلي والانسداد طويل الأجل (انظر شكل 6.2) [91] [92] [93] في طريقة إعدادات الكاميرات المتعددة، والفاصل الزمني بين ترك مجال الرؤية من كاميرا والانتقال إلى كاميرا أخرى أو العودة إلى الكاميرا السابقة فيحصل الانسداد.

وخلال عدم الانسداد، يظهر الجسم المتتبع على شكل جسم مزدوج كبير واحد لديه كل ميزات التتبع المعروضة في التتبع لمستشعر الكاميرا.

ويحدث الانسداد طويل الأجل عندما تكون بعض الملامح الرئيسية للجسم المتتبع مخفية عن الكاميرا أثناء التتبع وكذلك يمكن أن يحدث الانسداد الجزئي عندما يكون جزءاً من الجسم المتتبع تم إخفاؤه من قبل الأجسام الأخرى أو هيكل الخلفية أثناء الانسداد الذاتي.

وعندما يحدث الانسداد الجزئي لجسم عن طريق هيكل المقدمة من الصعب رصده، حيث إنه من الصعب التفريق بين الجسم المتغير شكله والجسم المعيق. عندما يحدث الانسداد جزئياً، فإن التعقب الذي يعتمد فقط على قالب بسيط للمطابقة دون الأخذ بعين الاعتبار تطور الجسم مع مرور الوقت يفشل.

ويحدث الانسداد الكامل عند تعقب لجسم يكون غير مرئي تماماً بسبب الإعاقة بسبب أن الجسم لم يترك مجالاً لرؤية الكاميرا.

وعندما يحدث الانسداد الكامل، لا يمكن لأسلوب واحد يعتمد على مظهر الصورة الاستمرارية في تعقب الجسم لأنه لن يكون هناك مزيد من الظهور للجسم في الموقع بسبب الانسداد.



شكل 6.2: أنواع مختلفة من الانسداد للمركبة [94]

خلال ذلك الوقت من الانسداد، قد يحدث نوعان من التحديات.

أولاً: عندما يقوم جسمان اثنان بإعاقة أحدهما الآخر، فإن النقاط الأمامية التي نحدد من خلالها الأجسام سوف تتجمع وتتطبق معاً، مما سيصبح من الصعب علينا تصنيف نقطة الجسم الواحد بدقة.

ثانياً: خلال الانسداد للموقع الفعلي لتتبع الجسم من الصعب تحديده حيث إن الرؤية للجسم للمتتبع تصبح محدودة أو مفقودة تماماً.

غالبا ما ينظر إلى الانسداد كنتائج لسوء وضع الكاميرا، فعندما يتم وضع كاميرا منخفضة جداً أو خارج المركز المراقب فإن من المرجح أن يكون خط البصر قد تم إخفاؤه من قبل المركبات نفسها، مما أدى لانسداد وإعاقة في رؤية السيارة.

تعتمد العديد من طرق التتبع الفيديوية من خلال تطوير مناهجها الحد والتقليل من مشاكل الإعاقة والانسداد عن طريق وضع الكاميرا في مكان يمكنها من عرض ورؤية كاملتين لصورة المنطقة التي يجري رصدها.

على أن تكون زاوية المراقبة بوضع مثالي لتقليل الانسداد والإعاقة، وهذا الأمر ليس من الممكن دائماً تحقيقه مثل هذا الوضع للكاميرا، وخاصة عند استخدام كاميرا المراقبة المثبتة لمشاركة الفيديو.

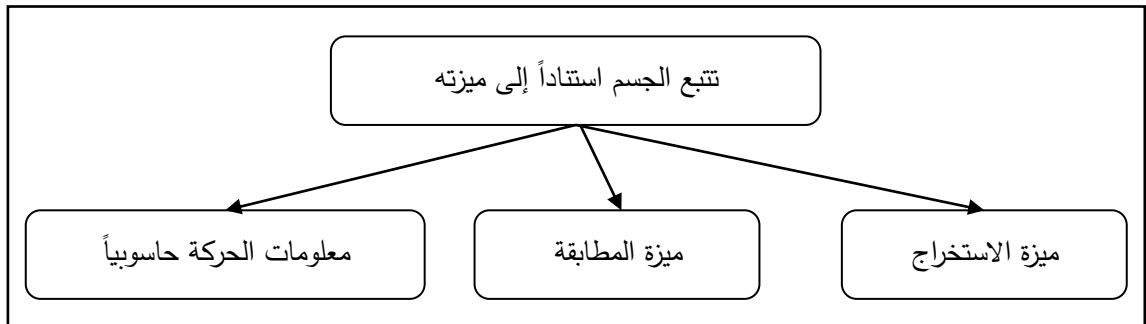
أصبح منهج كشف الانسداد لا مفر منه لرصد المركبات عند الازدحام واكتظاظ الطرق، وعندما تصبح مساحة المركبة في الصورة في أدنى حجمها مما يزيد من الإعاقة والانسداد الحاصل للمركبات بشكل كبير [95] [96].

على العموم يعد رصد الانسداد ودقة التركيز صعباً بحق، لأنه يعتمد على خصائص السيارة المسبق تحديدها على أساس ما إذا كان الجسم المتحرك يتكون من مركبة واحدة أو أكثر من المركبات. وذلك لأن هذه الميزات سيكون لها أساس للتمييز في أي مركبة يتم رصدها. المشكلة الأكثر اهتماماً بها في كثير من الأحيان هي أي نوع من الميزات الذي من شأنه أن يسمح بالدقة في الرصد وكيفي يتم تطبيقه من خلال تطبيق الميزات المحددة لرصد الانسداد.

وقد اقترح علماء طرق نقاط عديدة تتعلق برصد الانسداد ومعالجته وإزالته. وعادة ما تكون هذه الأساليب يمكن تصنيفها إلى نماذج كالنموذج الثلاثي الأبعاد 3D ونموذج التحليل Reasoning Model [97] [98].

ففي نموذج التحليل، يمكن معالجة مشكلة الانسداد الجزئي من خلال تحليل الميزات المنطقية الناتجة عما تبقى من صورة المركبة. وتشمل هذه الميزات النقطة الوسطى لمركز التتبع، والتدرج Gradient، وتباين الكثافة، ومحيط السيارة... الخ.

عادة ما يكون هناك ثلاث خطوات رئيسية في خوارزمية تتبع الجسم المبنية على أساس الميزة، والتي هي ميزة الاستخراج، وميزة المطابقة، ومعلومات حوسبة الحركة، كما في الشكل 7.2.



شكل 7.2: خوارزمية التتبع على الميزة

في النموذج المبني على التحليل المنطقي، فإن نقطة الانتقال المستخدمة كوحدة أساسية للتتبع يمكن استخدامها لرصد الانسداد عندما تشترك سيارتان متحركتان بنقطة مراقبة واحدة وفي هذه الحالة، يتم رصد الانسداد من خلال خلفية السيارة لدى دخولها أو مغادرتها إطار خلفية الصورة، كما في الشكل رقم 8.2.



شكل 8.2: رصد الانسداد من خلال الخلفية

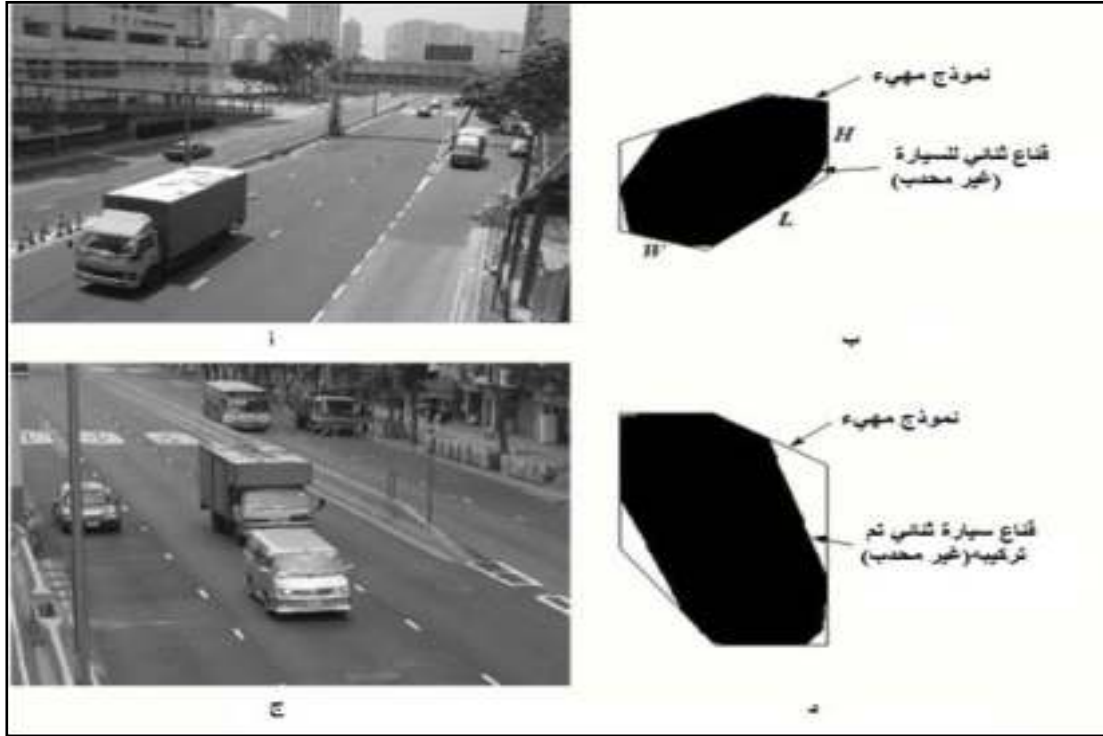
في النموذج الثلاثي الأبعاد، الخوارزمية تبني نموذجاً ثلاثي الأبعاد لكل مركبة مرصودة وتقيس الانسداد بمقارنة البعد والارتفاع، والعرض والطول للنموذج مع تلك المركبات المرصودة. يستخدم محيط المركبة لتوليد مجموعة من نقاط الانحناء طبقاً لما يمكن تقسيم المركبات المطبقة إلى مركبات منفردة.

الطريقة القائمة على النموذج الثلاثي الأبعاد هو كثيف حسابياً لأنه يستخدم النموذج الثلاثي الأبعاد لوصف الهيكل التفصيلي للمركبة.

سابقاً قام باحثون بأداء أبحاث كثيرة وواسعة على مشكلة تتبع المركبات [99] [100] وتناولوا مشكلة رصد الانسداد والتعامل معه كموضوع فرعي من أبحاثهم على تتبع المركبات. واقترحت بعض النظم انقسام الخوارزمية ودمجها؛ لمعالجة الانسداد في مراقبة حركة المرور.

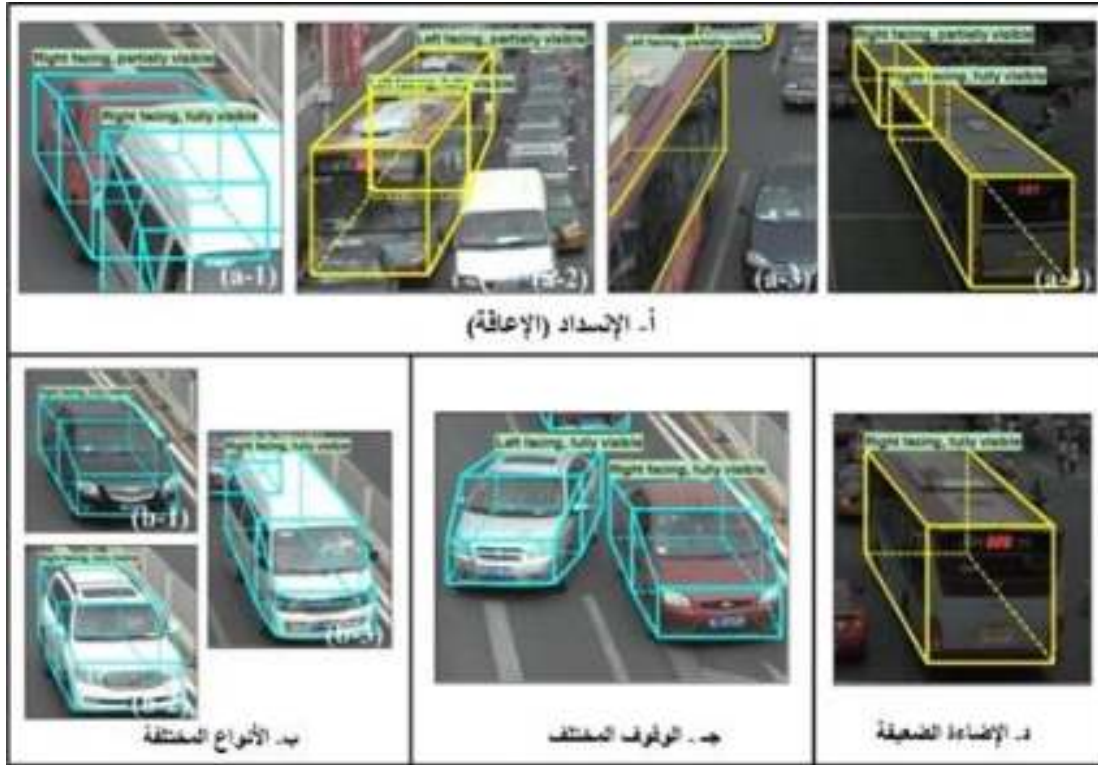
فكانت فكرتهم هي تقريب المستطيلات في وجه مزدوج للسيارة يستند إلى خاصية هندسية لوجه المركبة المستخرج.

لتوليد المستطيلات التي لديها ارتباطات واحدة إلى واحدة مع المركبات، ويتم تقسيم المستطيلات المجاورة ودمجها وفقا لقواعد محددة، بحيث إن المستطيلات الزائدة يمكن التخلص منها، ومع ذلك وباستخدام النماذج المستطيلة الشكل، لا نستطيع تحديد أكثر من بعدين من أبعاد المركبة (إما الأمامي أو الخلفي)؛ وبالتالي، فإن الخوارزمية لا يمكن أن تستخدم لتصنيف نوع المركبات على نحو فعال، كما في الشكلين 9.2 و 10.2.



شكل 9.2: نموذج مركبة بحالتي الانسداد (الإعاقة) وعدد الانسداد

أ- صورة المركبة ب- نموذج مهئي ج- انسداد سيارتين د- نموذج مسدود



شكل 10.2: تقسيم المركبات على أساس المستطيلات

وأوصت الدراسات البديلة باستخدام النموذج العشوائي المكاني والزمني لماركوف(*) وذلك لغرض تجزئة المركبات في ظل الانسداد والاختلاط عند مفترقات الطرق. والفكرة الأساسية هي تقسيم الصورة الملتقطة في تقاطع طرق إلى كتل صغيرة مربعة. ثم تحدد الخوارزمية إلى أي سيارة يجب أن ينتمي كل مربع عن طريق حساب العلاقة النسيجية Texture للكتل في الصور المتعاقبة، فضلا عن الكتل المجاورة داخل الصورة وتقسيم الكتل إلى أجزاء أكثر احتمالية للدقة من خلال العملية العشوائية.

(*) سلسلة ماركوف Markov Chain مصطلح رياضي وهو عبارة عن عملية تصادفية تحمل خاصية ماركوفية. في عملية كهذه، تكهنُ المستقبل انطلاقا من الحاضر لا يحتاج إلى معرفة الماضي. ولقد أخذت اسم مبتكرها الروسي أندريا ماركوف.

ومع ذلك فإن العيب الرئيس لهذا النوع من الخوارزميات هو أنها يمكن الاعتماد عليها فقط لمتبع المركبات، ولكن لا يمكنها تقدير أبعاد المركبات.

وبالتالي فإنه لا يمكن استخدامها لتصنيف نوع السيارة.

عرضت دراسات أخرى، خوارزمية تعتمد على النقطة لمتبع المركبات تحت التشوش في التقاطعات المتلاحمة على الطرق السريعة.

النقط التي تمثل موضع السيارة يتم استخراجها أولاً من الصورة عن طريق تقنية ميزة الاستخراج. ثم يتم احتساب رسم بياني لعلاقة النقطة التي يمثل تقسيم النقط ودمجها بين كل إطار من الهيكل اللاحق.

ثم يتم ربط المركبات إلى كل نقطة بمساعدة الرسم البياني للنقطة. والفكرة هي أنه إذا تعلقت مركبة إلى نقطة في إطار الهيكل السابق وإذا كانت النقطة نفسها على صلة بنقطة أخرى في إطار الهيكل الحالي (من خلال الانقسام أو الدمج)، إذن ترتبط السيارة أيضاً بالنقطة الأخيرة. ومع ذلك، هذه التقنية هي أيضاً لا تستطيع تقدير أبعاد السيارة، وبالتالي، فإنه لا يمكن تصنيف نوع المركبات التي تستخدم الطريق، الذي هو جزء مهم جداً من المراقبة البصرية الآلية للمرور لقياس حجم حركة المرور.

5.1.2 الآلات الخلوية (CA)

المشغل الخلوي الآلي (CA) هو تعبير (رياضي - برمجي) يدل على مصفوفة من الخلايا يمكن أن تأخذ عدداً منتهياً من الحالات حيث كل حالة مستقبلية للخلية تتعلق بحالتها الحاضرة وبحالة الخلايا المجاورة لها.

إن التحول من حالة إلى أخرى يحكم بقواعد معرفة مسبقاً. المشغل الخلوي الآلي يقسم مساحة المشكلة إلى عدد من الخلايا وكل خلية يمكن أن تكون حالة أو عدة حالات متناهية. تتأثر الخلايا بما يجاورها في القاعدة البسيطة [101] وأن المشغل الخلوي الآلي هو نموذج مستوحى من معالجات حيوية تهتم ببرامج الحوسبة والأجهزة لفئة كبيرة من التطبيقات بما في ذلك، أمن المعلومات، ورصد حركة المرور... الخ.

ويمكن رؤية الخلية الآلية الذاتية التشغيل كنموذج بسيط من نظام لامركزي ممتد مكانياً وتتكون من عدد من المكونات الفردية التي تسمى خلية وتتصل كل خلية فردية مع النظام اللامركزي باستخدام قواعدها البسيطة.

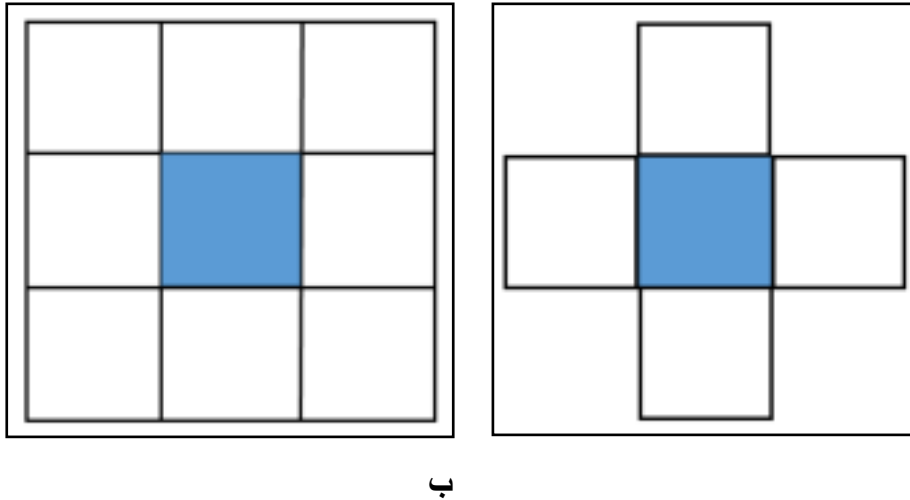
وتكون كل خلية فردية في حالة معينة تتغير بمرور الوقت اعتماداً على حالة جيرانها من الخلايا. ويمكن رؤية الهيكل العام من خلال أجهزة معالجة متوازية [102].

المشغل الخلوي الآلي يتطور في خطوات منفصلة، مع القيمة التالية من موقع واحد محدد القيمة سابقاً، وكذلك مجموعة من المواقع تسمى المواقع المجاورة.

ومدى المجاورة يمكن أن تختلف، اعتماداً على عوامل مختلفة بناءً على أبعاد المشغل الخلوي الآلي التي هي قيد الحساب. فنطاق الجوار للخلية (j) هو نفسه النطاق المجاور لجانب (jth) للمجموعة. وتعرض الأمثلة الكلاسيكية لجوار الخلية كم في شكل 11.2: (أ) في حال وجود 3 خلايا لمشغل خلوي آلي يعتبر أحادي البعد بينما بوجود 5 خلايا لمشغل خلوي آلي يعتبر ثنائي الأبعاد، الحالة التي تأخذ بنظر الاعتبار الخلايا المجاورة مباشرة لحساب الحالات الأخرى مستقبلاً لخلية واحدة. أما في شكل 11.2: (ب) بوجود 3 خلايا لمشغل خلوي آلي يعتبر أحادي البعد بينما بوجود 9 خلايا لمشغل خلوي آلي يعتبر ثنائي الأبعاد، الحالة التي هي مراعاة الجيران المباشرة والقطرية.

يتم تحديث حالة كل خلية في وقت واحد على خطوات زمنية منفصلة، استناداً إلى حالات

الخلايا الموجودة في جوارها كما في الخطوة الزمنية السابقة [103] [104] [105].



شكل 11.2: (أ) جوار ON-NEUMANN (*) (ب) جوار مور (**). [106] MOORE NEIGHBORHOOD

يشار إلى الخوارزمية المستخدمة لحساب حالات الخلية الآتية على أنها القاعدة المحلية للمشغل الخلوي الآلي.

عادة المشغل الخلوي الآلي يتكون من الرسم البياني حيث كل عقدة هي حالة متناهية آلية ذاتية أو خلية.

هذا الرسم البياني هو عادة في شكل بنية ثنائية الأبعاد التي تتطور وفقاً لوظيفة تحديث الدالة العالمية المطبقة بشكل موحد على جميع الخلايا.

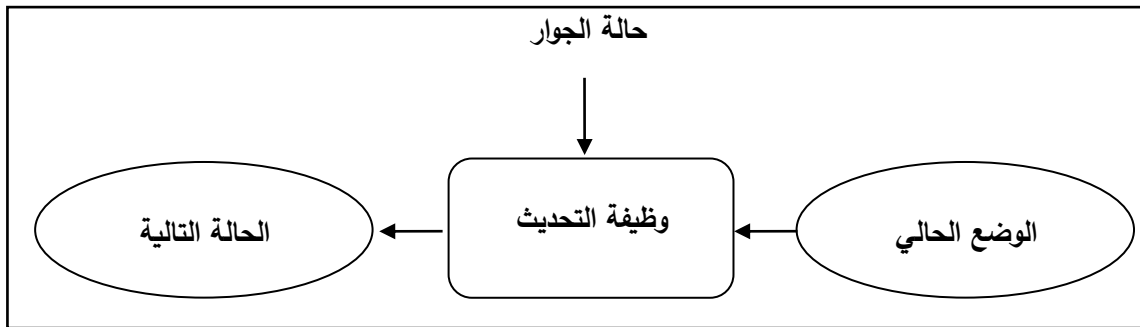
كوسائط دالة التحديث هذه تأخذ الحالة الراهنة للخلايا وحالات الخلايا في الجوار في تفاعلها كما هو موضح في شكل 12.2 [107] يبدأ المشغل الخلوي الآلي في الزمن $t = 0$ مع كل واحدة من الخلايا في الحالات المحتملة من n ، حيث n هو محدود.

(*) متجاورة فون - نيومان (Von-Neumann neighborhood) وهي عبارة عن شبكة مربع ثنائي الأبعاد ويتكون من خلية مركزية وخلايا الأربعة المجاورة.

(**) متجاورة مور (Moore Neighborhood) وهي عبارة عن شبكة مربع ثنائي الأبعاد ويتكون من خلية مركزية وخلايا ثمانية تحيط به.

فقط عدد محدود من الخلايا قد تكون في حالة غير فارغة. هذه الحالات العالمية تعرف بالتكوين الأولي. كل الخلايا لديها دالة الانتقال المدخلة في حالات جيرانهم، والنتاج هو واحد من الحالات الممكنة.

في الوقت خطوة t ، تستخدم كل خلية حالات جيرانها كمدخل إلى دالة انتقال الحالة، ونتاج الدالة هو الحالة الجديدة للخلية في الوقت $t + 1$ تحديثات المشغل الخلوي الآلي الكاملة تتزامن في هذا الشكل [108].



شكل 12.2: الحالة الانتقالية تعتمد على حالة الجوار [109]

بشكل عام، هناك عدد قليل من الشروط العامة التي يمكن استخدامها لتصنيف أنواع مختلفة من المشغل الخلوي الآلي.

والمشغل الخلوي الآلي قد يصنف على أنه [110] [111]:

- 1- غير موحد إن لم يكن جميع خلاياه تتحدث باستخدام نفس القاعدة التي تمر بمرحلة انتقالية أو قواعد التحول وتتغير مع الوقت.
- 2- غير المتزامن إذن فإنه يقوم بتحديث الخلايا بشكل مستقل، أي أنه ليس لديه القيود التي يجب تحديث كافة الخلايا معا في كل خطوة من الوقت.
- 3- عكسي إذا كانت التهيئة في الوقت $t + 1$ لديه تهيئة ماضية واحدة ممكنة فقط في الوقت t ، عن كل t .
- 4- مجموعي كلي إذا كان من الممكن تحديد الحالات مع مجموعة محدودة من الأعداد الصحيحة، والقواعد التي تمر بمرحلة انتقالية تعتمد فقط على ما مجموعه أو مجموع حالات الجوار.

بشكل أساسي يكون الكيان الرئيس للمشغل الخلوي الآلي هو الخلية، والتي يمكن تفسيرها على أنها آلة ذات حركة ذاتية متناه بالمعنى المجرد، يعرف بأنه خمسة توائم حيث ان: $\{X, =A, Q, Y, \delta, \lambda\}$ حيث X, Q و Y هي مجموعات غير محدودة، والتي تمثل مجموعة من المدخلات الممكنة، والحالات الداخلية ورموز المخرجات، على التوالي.

ف (δ) هي دالة وظيفتها الترجمة التي تمكن وتحدد تغيير الحالات حيث

$$q(t + 1) = \delta(q(t), z(t))$$

λ هي دالة وظيفتها الترجمة التي تنتج رموز الإخراج حيث

$$y(t) = \lambda(q(t))$$

نقطة ضعف مثل هذه آلة ذات حركة ذاتية هي عدم قدرتها على معالجة المدخلات غير المؤكدة، وعجزها عن المعالجة مع قواعد غير مؤكدة (دالة إزاحة مبهمه).
مثال:

لنفترض $P = z^m$ ونفترض أن Q مجموعة غير محددة لجميع الحالات الممكنة لخلية فردية. F هي الدالة التي تشكل حالة جديدة من cc في الزمن t (2.9)، و N هو التعريف لمجموعة الجوار من الخلية المرصودة cc من العبارة (2.8) و T هو عبارة عن مجموعة من النقاط الزمنية المنفصلة.

وبذلك يكون المشغل الخلوي أربع أجزاء:

$$AC = \langle P, Q, N, F \rangle [112] [113]$$

$$E: P \times T \rightarrow Q, \quad (2.6)$$

$$\forall t \in T, \forall cc \in P, \exists!, q \in Q: q = E(cc, t) \quad (2.7)$$

$$N: P \rightarrow P(P), \quad (2.8)$$

$$F: Q^{k+1} \rightarrow Q,$$

$$\forall cc \in P: N(cc) = \{c_1, \dots, c_k\} \Rightarrow d(cc - c_j) \leq R, \quad (2.9)$$

$$j = 1, \dots, k; R, k \in N, \quad (2.10)$$

$$k = (2 * R + 1)m - 1 \quad (2.11)$$

الزمان والمكان وحالات الخلايا منفصلة، والرمز R في المعادلة (2.10) و (2.11) تمثل نصف قطر لمعايير الجوار. k هو عدد الجوار التي تؤثر على تشكيل حالة الخلية المرصودة cc (وهذا يشمل الخلية cc نفسها) و M هي بعد مساحة الخلية P .

يتم تحديد السمة الديناميكية العامة لهيكل المشغل الخلوي الآلي أيضاً بواسطة دالة حالة الانتقال التي تعطى من قبل مجموعة قواعد F :

$$\forall c_c \in P: E(c_c, t+1) = F(E(c_c, t), E(N(c_c, t))) \quad (2.12)$$

المشغل الآلي الذاتي المبهم (FCA): هو بنية ديناميكية تعرف بأنها مجموعة سباعية للمشغل حيث:

$$FCA = \langle P\hat{q}, \hat{N}, \hat{F}, \hat{T}, \hat{\lambda}\hat{x} \rangle$$

P هو مساحة أحادية الأبعاد من الخلايا (الآلية المفردة) و \hat{q} هو متجه لمجموعات مبهمه غير محدودة بكل الحالات الممكنة للخلية الفردية، \hat{N} هو تعريف مبهم لمجموعة الجوار و \hat{F} هو مجموعة محدودة من القواعد الثابتة الضبابية التي تحدد التحولات لحالة الخلايا الفردية. العنصر \hat{T} يدل على الغموض النهائي أيضاً بمعنى التجهيز الزمني بينما $\hat{\lambda}$ توفر دالة رسم الخرائط الثابتة، والتي تشكل رمز إنتاج جديد قائم على الحالة الضبابية الشاملة للآلة ذات الحركة الذاتية (الخلية) \hat{q} العنصر \hat{x} يمثل مجموعة من المتغيرات الضبابية (الجيران الزائفة) التي تسهم في عملية الاستدلال كمعلمة من بعض الأوضاع الشاملة التي تساوي من حيث القيمة كافة الخلايا. أما مساحة خلايا P فمفصلة.

لأن مساحة خلية P للمشغل الآلي الذاتي المبهم يبقي الهيكل دون تغيير مقارنة مع هيكل المشغل الخلوي التقليدي.

والتعريف المبهم لجوار \hat{N} يعتمد على التطبيق الفعلي. فدالة الخرائط $\hat{\lambda}$ هي عكس المشغل الخلوي الآلي، تكون لازمة لتشكيل قيمة واضحة يمكن استخدامها في العرض الخارجي لحالة الخلية (على سبيل المثال، في مخطط شاشة الحاسب) [114] [115].

بالنسبة لتجاورة Von-Neumann فيحوي خمس خلايا التي تتألف من خلية مركزية يحيطها أربعة جيران مباشرين بشكل قطري، ولها نصف قطر 1.

يُعرّف نصف قطر المتجاور بأنه المسافة القصوى من الخلية الأساسية، أفقياً أو عمودياً، إلى الخلايا في المجاورة. تحوي متجاورة Moore Neighborhood على تسع خلايا، تتكون من الخلية وجيرانها الثمانية المحيطين بها ولديها دائرة نصف قطرها 1.

وأن متجاوزة مور الممتد تتشابه الخلايا فيه، ولكن يزيد نصف قطر المتجاور إلى 2 [116]. بشكل عام فإن شروط الحدود الأكثر شيوعاً هي الحدود الفارغة وشروط الحدود الدورية التي تُستخدم عند تطبيق قاعدة انتقالية على الخلايا الحدودية للمشغل الخلوي الآلي ل-CA. في الحالات الحدودية الخالية، ترتبط الخلايا المتطرفة بالحالة المنطقية 0 وفي الحالات الحدودية الدورية تكون الخلايا المتطرفة متاخمة لبعضها بعضاً.

يتم إصلاح بعض الأنواع المختلفة من الحدود، سواء ثابتة الحرارة Adiabatic أو الانعكاسية Reflexive التي تستخدم في حل بعض أنواع محددة من المشاكل. إذا كانت الخلايا الممتدة متصلة بأي قيمة في الحالة الثابتة، فتعتمد كأساس ثابت للحدود. في حالة الحدود ثابتة الحرارة Adiabatic والتي تربط حالة الخلايا المتطرفة بمثيلاتها في مرآة حدود انعكاسية، فتتص على استبدال الخلايا الممتدة [117] في الخلية الآلية الأحادية البعد، لأن هناك:

$$2 * 2 * 2 = 2^3 = 8$$

وفي الحالات الثنائية الممكنة لثلاث خلايا مجاورة لخلية معينة، هناك ما مجموعه:

$$2^8 = 256$$

قواعد المشغل الخلوي الآلي الأحادية البعد، كل واحدة منها يمكن فهرستها مع وجود عدد ثنائي 8 بت.

وتعرف هذه بصفة عامة بقواعد ولفرام (Wolfram's) 256 المشغل الخلوي الآلي الأحادية البعد (أي من القاعدة 0 إلى القاعدة 255) [118] يتم عرض اثنين من قواعد في الجدول 2.2 الصيغ العامة لعدد من الصيغ الموحدة لعدد من حوسبة قواعد المشغل الخلوي الآلي الموحدة [119] [120]:

$$\text{Number of Uniform CA rules} = \text{state}^{\text{state}^{\text{neighborhood}}} \quad (2.13)$$

جدول 2.2: القاعدة 30 والقاعدة 150

حالة التجاور	111	110	101	100	011	010	001	000	
الحالة التالية	0	1	0	1	1	0	1	0	قاعدة 90
الحالة التالية	1	0	1	0	1	0	1	1	قاعدة 171

في جوار المشغل الخلوي الآلي ثنائي الأبعاد الحالة القادمة من خلية معينة المتأثرة بالوضع الحالي لها نفسها وثمانية خلايا في أقرب جوارها. يتم احتساب هذه التبعية بقواعد مختلفة.

لحالة تسع متجاورات للمشغل الخلوي الآلي، هناك 2^9 قواعد مختلفة موجودة. من بينهم، هناك فقط $512 = 29$ هي القواعد الخطية التي هي، القواعد التي يمكن أن تتحقق عن طريق عمليات بوابة الاختيار الحصري XOR فقط والباقي لا $29 - 2^9$ القواعد هي غير الخطية التي يمكن أن تتحقق من قبل جميع العمليات الممكنة من المشغل الخلوي الآلي.

مع أخذ عمليات بوابة الاختيار الحصري XOR من بين تسعة القواعد الأساسية، وحصلنا على 502 قواعد خطية أخرى (باستثناء قاعدة 0).

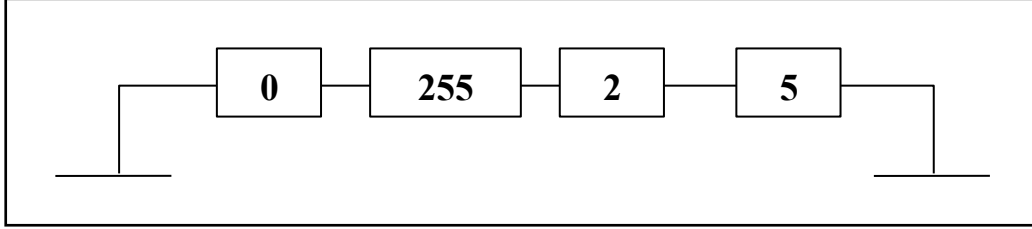
المثال المعروف فيما يلي يوضح كيف يتم احتساب قاعدة 449 باستخدام القواعد الأساسية وعمليات بوابة الاختيار الحصري XOR. مثال قاعدة 449 يعبر عنها في سياق الحديث عن مصفوفات القاعدة الأساسية على النحو الآتي، مثال:

$$\text{Rule } 449 = \text{Rule } 256 \oplus \text{Rule } 128 \oplus \text{Rule } 64 \oplus \text{Rule } 1 \quad [121][122][123]$$

توجد هذه الأشكال المختلفة من المشغل الخلوي الآلي التي تم اقتراحها من قبل مختلف الباحثين لتبسيط تصميم النظم المعقدة ونمذجتها. وتشمل هذه الأنواع [124] [125]:

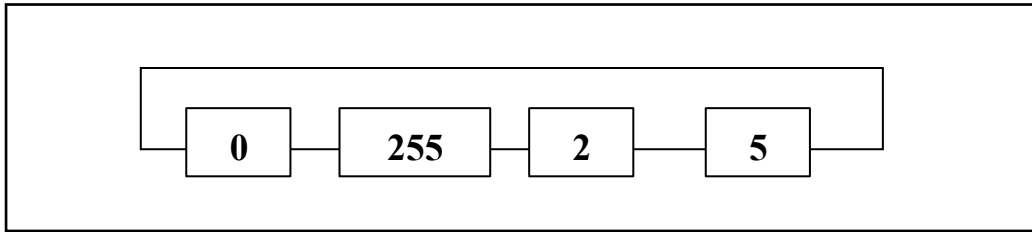
- 1- المشغل الخلوي الآلي الموحد *Uniform*: وهي تطبيق القاعدة ذاتها على جميع الخلايا في المشغل الخلوي الآلي، فتكون المشغلات الخلوية الآلية موحدة منتظمة.
- 2- المشغل الخلوي الآلي الهجين *Hybrid*: ويتم تطبيق قواعد مختلفة لأنواع مختلفة من الخلايا في المشغل الخلوي الآلي لذلك يسمى بالهجين.

3- المشغل الخلوي الآلي ذا الحدود الملغية *Null Boundary*: والمشغل الخلوي الآلي الذي يطلق عليه ملغي الحدود هو المشغل الخلوي الآلي الذي يكون متصلاً من جوار اليسار واليمين ومن أقصى اليسار وأقصى اليمين للخلية بالمنطق صفر، كما في الشكل 13.2.



شكل 13.2: المشغل الخلوي الآلي ذو الحدود الملغية

4- المشغل الخلوي الآلي ذا حدود التكرار الدوري *Periodic Boundary*: في حدود الدوري للمشغل الخلوي الآلي تكون الخلية أقصى اليمين، كما أن ما يجاورها من أقصى اليسار خلية مماثلة، ويكون أقصى اليسار للخلية مثل ما يجاوره من اليمين للخلية لأقصى اليمين لتشكيل هيكل مثل قائمة مرتبطة دائرية، كما في الشكل 14.2.



شكل 14.2: المشغل الخلوي الآلي ذو حدود التكرار الدوري

5- المشغل الخلوي الآلي الخطي *Linear*: إذا كانت قاعدة المشغل الخلوي الآلي تنطوي فقط على منطق بوابة الاختيار حصري XOR فيطلق عليها القواعد الخطية. ويسمى المشغل الخلوي الآلي بجميع الخلايا ذات القواعد الخطية للمشغل الخلوي الآلي. تتم معظم المهام ومعالجة الصور باستخدام المشغل الخلوي الآلي الخطي.

6- المشغل الخلوي الآلي غير الخطي *Non-linear*: المشغل الخلوي الآلي غير الخطي يستخدم كل ما يمكن من المنطق الممكن في العمل بالمشغل الخلوي الآلي.

7- المشغل الخلوي الآلي المكمل *Complement*: إذا قاعدة المشغل الخلوي الآلي ينطوي فقط على منطق بوابة اختيار حصري سالبة XNOR فتسمى قواعد مكمل. ويسمى المشغل الخلوي الآلي مع جميع الخلايا ذات القواعد المكمل بالمشغل الخلوي الآلي المكمل.

8- المشغل الخلوي الآلي الإضافي *Additive*: المشغل الخلوي الآلي الذي يوجد به مزيج من بوابة اختيار حصري XOR وبوابة اختيار حصري سالبة XNOR يسمى بالقواعد المضافة للمشغل الخلوي الآلي.

9- المشغل الخلوي الآلي المبرمج *Programmable*: من خلال تحديد قيم التحكم بالإشارة في وقت التشغيل للمشغل الخلوي الآلي المبرمج فيمكنه تنفيذ مختلف المهام بشكل حيوي.

10- المشغل الخلوي الآلي العكسي *Reversible*: يطلق على المشغل الخلوي الآلي بالانعكاسي عندما يكون المشغل الخلوي الآلي بعودة دائمة إلى حالته الأولية. والخاصية المميزة له كونه قابلاً للانعكاس فيعمل كما للأمام، بل أيضاً يمكن عكس العملية. عن طريق استخدام قاعدة الانعكاس فمن الممكن دائماً للعودة إلى الحالة الأولية للمشغل الخلوي الآلي في أي لحظة.

11- المشغل الخلوي الآلي العام ذا عناصر الجذب المتعددة *Generalized Multiple Attractors*: تطورت من خلال تنفيذ فعال للخوارزمية الجينية، وجدت لتكون على حافة التشويش

12- المشغل الخلوي الآلي المبهم *Fuzzy*: المشغل الخلوي الآلي المبهم يعني المشغل الخلوي الآلي الذي يعمل مع المنطق المبهم غير الواضح. ويعمل على تصميم مصنف النمط وتكون جميع حالات الخلية ودالة الانتقال المحلية (القواعد) مبهمه.

1.5.1.2 علاقة المشغل الخلوي الآلي ثنائي الأبعاد مع الصورة

يمكن وصف الصورة بوصفها دالة ثنائية الأبعاد $I = f(x, y)$ حيث x و y هي إحداثيات مكانية.

وان سعة f في أي زوج من الإحداثيات (x, y) ، وكثافة I أو القيمة الرمادية للصورة. عندما تكون الإحداثيات المكانية واتساع القيم كلها كميات منفصلة محدودة، تسمى الصورة عندئذ صورة رقمية.

وأن الصورة الرقمية تمثل I من قبل مجموعة عدداً صحيحاً واحد ثنائي الأبعاد للصورة على مقياس الرمادية وسلسلة من ثلاث المصفوفات ثنائية الأبعاد لكل أشربة الألوان والصور الرقمية

هو صفيق ثنائي الأبعاد من $m \times n$ بكسل، لذلك نموذج المشغل الخلوي الآلي ثنائي الأبعاد هو المعني.

وينظر إلى الصورة بمكانة المشغل الخلوي الآلي ثنائي الأبعاد حيث تمثل كل خلية بكسل في الصورة وكثافة البيكسل تمثله حالة تلك الخلية. يتم تحديث قيم لون البيكسل بشكل متزامن في خطوة الزمن المنفصلة. لذلك يحتاج الأمر إلى وقت أقل جداً من أجل حل أي مهمة لمعالجة الصور [126] [127] [128].

2.5.1.2 تبعية المصفوفة للمشغل الآلي الذاتي المبهم FCA

تمثل القاعدة دالة النقل المحلية من خلية المشغل الآلي الذاتي المبهم من أجل n -cell للمشغل الآلي الذاتي المبهم، يتم تمثيل دالة النقل العامة كالآتي:

$$n\text{-tuple } R \equiv \langle R_1, \dots, R_i, \dots, R_n \rangle$$

حيث R_i هي قاعدة المشغل الآلي الذاتي المبهم المطبقة على خلية i^{th} . لفئة من المشغل الآلي الذاتي المبهم الذي يستخدم القواعد المشار إليها كما في الجدول 3.2، والمشغل الخطي يعبر عن دالة الانتقال العالمية يمكن أن تكون ممثلة بشكل فريد من قبل $n \times n$ مصفوفة التريبع، n تكون عدد الخلايا في المشغل الآلي الذاتي المبهم.

الحالة التالية في المشغل الآلي الذاتي المبهم يمكن الحصول عليها بواسطة الضرب المسبق لمتجه تمثيل الحالة الراهنة بواسطة هذه المصفوفة. تعني عملية الإضافة (OR) أن

(CHAUDHURI, 2005) (Ayanzadeh, 2012)

$$(a + b) = \min \{1, (a + b)\} \quad (2.14)$$

جدول 3.2: قواعد المشغل الآلي الذاتي المبهم (المكمل وغير المكمل) [129]

قواعد مكتملة		قواعد غير مكتملة	
الحالة التالية	قاعدة	الحالة التالية	قاعدة
1	255	0	0
\bar{q}_{i+1}	85	q_{i+1}	170
\bar{q}_i	51	q_i	204
$\frac{\bar{q}_i + q_{i+1}}{q_i + q_{i+1}}$	17	$q_i + q_{i+1}$	238
\bar{q}_{i-1}	15	q_{i-1}	240
$\frac{\bar{q}_{i-1} + q_{i+1}}{q_{i-1} + q_{i+1}}$	5	$q_{i-1} + q_{i+1}$	250
$\frac{\bar{q}_{i-1} + q_i}{q_{i-1} + q_i}$	3	$q_{i-1} + q_i$	252
$\frac{\bar{q}_{i-1} + q_i + q_{i+1}}{q_{i-1} + q_i + q_{i+1}}$	1	$q_{i-1} + q_i + q_{i+1}$	254

الجدول رقم (4.2) يوضح نتيجة اختبار الفرق بين متوسطي قواعد المشغل الآلي الذاتي

المبهم FCA الفرق بين المكتملة وغير المكتملة وحالاتها

الدالة الاحصائية	القيمة الاحتمالية	درجات الحرية	T-TEST	الانحراف المعياري	الوسط الحسابي	قواعد المشغل الآلي
دالة احصائياً	0.01	14	-2.641	86.249	54.00	المكتملة
				98.178	176.00	وغير المكتملة

المصدر اعداد الباحث برنامج spss

يتبين من الجدول اعلاه ان قيمة اختبار T-TEST هي (-2.641) بقيمة احتمالية (0.01) وهي اقل من القيمة المعنوية (0.05) هذا يعني انه توجد فروق ذات دلالة احصائية بين قواعد المشغل الآلي الذاتي المبهم FCA بين المكتملة وغير المكتملة وحالاتها.

بالسماح للمشغل الآلي الذاتي المبهم وفق دالة الانتقال العامة، متمثلة بمصفوفة:
n × n (for n-cells)

أن يشار إليها على أنها تبعية لمصفوفة المشغل الآلي الذاتي المبهم i^{th} .

صف يعين قاعدة يجري تطبيقها على خلية i^{th} .

بالنسبة للجوار الثلاثي للمشغل الآلي الذاتي المبهم، هناك ما يقرب من 3 إدخالات غير

الصف في أي صف من المصفوفة. يوضح المثال التالي، المناقشة الواردة أعلاه.

مثال:

4 خلايا مختلطة ملغية الحدود المشغل الآلي الذاتي المبهم مع ناقلات القاعدة الآتية:

$$\langle (q_i + q_{i+1}), (q_{i-1} + q_i + q_{i+1}), (q_i + q_{i+1}), (q_{i-1} + q_i) \rangle$$

التطبيقية من اليسار إلى اليمين، يمكن وصفها في مصفوفة التبعية الآتية:

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

يمثل الصف الأول القاعدة $(q_i + q_{i+1}) \dots$ الخ. ويرمز للحضور (الغياب) من التبعية إلى

1 (0) في المصفوفة الثنائية.

6.1.2 الآثار المبهمة المبنية على بوابة الاختيار الحصري مبهمة XOR

وتهدف الأنظمة المبهمة (FSS) للتغلب على القيود عندما يتم تنفيذ الانتقال من طبقة إلى

أخرى بسلاسة.

ويتم الحصول على خصائص الأنظمة المبهمة وعملياتها (FSS) من تعميم النهج

التقليدي. الدالة العضوية

$$f_A(x): x \rightarrow [0,1]$$

يحدد منها درجة عضوية العنصر $x \in X$ للمجموعة A، لأن $0 \leq f_A(x) \leq 1$

وهكذا، فإن المجموعة المبهمة A المتعلقة $x \neq \phi$ a set المحددة بالتعبير:

$$A = \{(x, f_A(x): x \in X)\}$$

دالة

$$N: [0,1] \rightarrow [0,1]$$

ويعتبر نفي مبهم (FN) fuzzy negation

عند تنفيذ الشروط التالية:

$$N(0)=1 \text{ and } N(1)=0; \text{ if } x \leq y \text{ then } N(x) \geq N(y)$$

لجميع

$$x, y \in [0,1] \text{ and } N(N(x))=x$$

لجميع

$$x \in [0,1]$$

واحدة من الأهداف الرئيسية للمنطق المبهم هو إضفاء الطابع الرسمي للتفكير المنطقي الخبير.

فيأخذ المنطق المبهم في الاعتبار أن الخبراء عادة ما يكونون غير متأكدين تماما من بياناتهم. وفي المنطق المبهم يتم السماح لدرجة متوسطة من الثقة.

بصورة خاصة نسمي كل بيان statement بالرمز (S) وكل درجة degree عليه يكون $d(S)$ ككمية من الفترة الزمنية [0,1] وللتأكد من مدى موثوقية الإجراء يتم تقسيم العمل إلى: في حالة الموثوقية فيكون S، بدرجة:

$$d(S)=1$$

أما في حال تيقنا بان الرمز S خطأ، فيكون بدرجة:

$$d(S)=0$$

في جميع الحالات الأخرى نقوم بتعيين درجات بين

$$0,1: d(S) \in (0,1) \quad [130][131]$$

وحيث إن أي شخص لا يمكن استخراج هذه الدرجات الموثوقة في عمل الخبراء، عليه نحتاج إلى تقدير هذه الدرجات على أساس درجاتنا الموثوقة المستخلصة من البيانات الفردية. بما أن الاحتمالية تستخدم في الاستنتاج المنطقي، إذن ستكون هناك حاجة للحصول على نص غير واضح من هذه العملية، أي أن يكون:

$$f_{\oplus}(a,b)$$

في عملية يستخدم فيها الدرجات

$$a = d(A) \text{ and } b = d(B)$$

من تبيان الرمزين A و B يتم تقدير درجة الموثوقية $A \oplus B$.

إذا تم التبيان ومعرفة نتيجة الرمزين A و B نتمكن أن نعرف ما إذا كانت العملية صحيحة أو خطأ، أي إذا:

$$d(a) \text{ and } d(B)$$

وكلاهما ينتميان لمجموعة $\{0,1\}$ ، وبعد ذلك يمكننا بسهولة معرفة ما إذا كان $A \oplus B$ هو صحيح أم لا. والقيمة $f_{\oplus}(a,b)$ يجب أن تتطابق مع هذه النتيجة، أي بعبارة أخرى ينبغي أن يكون العملية غير الواضحة مقابلها العملية الواضحة

$$f_{\oplus}(0,0) = f_{\oplus}(1,1) = 0; f_{\oplus}(0,1) = f_{\oplus}(1,0) = 1 \quad [132]$$

وقد استخدمت نماذج مختلفة من بوابة اختيار حصري XOR المبهمة في

الأساسيات [133] [134] [135].

على سبيل المثال، عملية بوابة اختيار حصري XOR المبهمة \oplus ، التي تعرف بأنها:

$$x \oplus y = x + y - 2xy$$

وتستخدم لتحديد قواعد التفضيلات من التفاعلات في النموذج الخطي. وعلاوة على ذلك، يتم تحديد بوابة اختيار حصري XOR كمجموعة غير واضحة، من عمليات بوابة الاختيار الحصري XOR المبهمة، استنادا إلى تكوين العدم المشوش غير الواضح، وان القواعد والمعايير الثلاثية (معايير المزدوجة الثلاثية والمعايير الثلاثية، للاختصار) [136].

يتم النظر في ثلاثة تعريفات واضحة لبوابة اختيار حصري XOR المبهمة، من أجل

إدخال دلالات منطق مبهم بفترة تتعلق بنموذج الاختيار:

$$x \oplus_{\perp} y = \max(x - y, y - x) \quad (2.15)$$

$$x \oplus_{\parallel} y = \min(2 - x - y, x + y) \quad (2.16)$$

$$x \oplus_{mid} y = (1 - x)y + x(1 - y) \quad (2.17)$$

دالة: $E: U^2 \rightarrow U$

هي بوابة اختيار حصري XOR مبهمة إذا استوفت الخصائص:

$$E(x, y) = E(y, x) \quad (\text{تناظر})$$

$$E(x, E(y, z)) = E(E(x, y), z) \quad (\text{ترابط})$$

$$E(0, x) = x \quad (\text{مطابقة-0})$$

$$E(1, 1) = 0 \quad (\text{حالة الحدود})$$

عمليات المنطق المبهم تتعامل مع درجات موثوقية الخبراء في بياناتهم غير المحددة بدقة.

الخبير نفسه يمكنه تعيين ذلك من خلال، 0.7 و 0.8 بنفس درجة الاعتقاد.

ولذلك من المعقول أن تشترط على نتيجة العملية المبهمة ألا تتغير كثيرا إذا قمنا بتغيير

طفيف في المدخلات.

وهناك طريقة معقولة لإضفاء الطابع النظامي على هذا الشرط هو أن تشترط على دالة

عملية $f(a, b)$ أن تلي الخاصية التالية [137] [138]:

$$|f(a, b) - f(a', b')| \leq k \cdot \max(|a - a'|, |b - b'|) \quad (2.18)$$

بالنسبة للعدد الصحيح K . يطلق على العمليات التي تنفذ هذه الخاصية (متحسس

K -sensitive) أو (K -robust نشط)، على العموم هناك العمليات الحساسة المختلفة التي

تلي عدم المساواة (2.18) لقيم K المختلفة.

كلما قلت قيمه k ، كلما كانت العملية المناظرة أقل حساسية، لذلك المنطق هو البحث عن الأقل حساسية (العمليات الأكثر قوة) مثلاً، أي للعمليات التي هي (K -حساس) بالنسبة للأصغر قيمة K ممكنة.

وبالنسبة للمعايير الثلاثية t -norms ومعايير المزدوجة الثلاثية t -conorms، تكون أقل تطلب للحساسية مما يؤدي إلى عمليات معقولة.

ومن المعروف أن هناك واحدة فقط لا يجب ان تقل حساسية للمعايير المزدوجة الثلاثية ("و" - العملية).

$$f_{\&}(a,b) = \min(a,b)$$

جسم واحد فقط من الاجسام الحساسة ("أو" عملية تشغيل) t -conorm

$$f_{\vee}(a,b) = \max(a,b) \quad [139] \quad [140] \quad [141]$$

$$f : [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1] \text{ دالة:}$$

تسمى عملية "حصرية أو" مبهمة إذا كان استيفاؤه للشروط التالية:

$$f(0,0) = f(1,1) = 0 \text{ and } f(0,1) = f(1,0) = 1$$

مثال:

لنجعل $k > 0$ لتكون عدداً حقيقياً. نقول إن دالة

$$f : [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$$

هي (متحسس K -sensitive)

$$f : [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$$

If f or all a,b,a' and b'

إذا كان استيفاؤه للشرط التالية:

$$|f(a,b) - f(a',b')| \leq k \cdot \max(|a - a'|, |b - b'|)$$

مثال:

نجعل F تكون فئة من الدوال

$$[0,1] \times [0,1] \text{ to } [0,1]$$

نقول إن دالة هي: $f \in F$

الأقل حساسية في فئة F اذا كان الرقم الحقيقي k ,

-1 الدالة f هي (k -sensitive) و

-2 لكل $k' < k$ لا تتلاءم مع $f' \in F$ ويكون k' -sensitive

$$f_{\oplus}(a,b) = \min(\max(a,b), \max(1-a, 1-b))$$
 دالة:

في فئات جميع العمليات "الحصرية أو المبهمة، الدالة الآتية هي الأقل حساسية. يمكن فهم المعادلة السابقة على النحو الآتي. في المنطق الواضح (ثنائي القيمة)، 'بوابة الاختيار الحصري \oplus "يمكن وصفها من حيث العملية "شاملة أو" \vee مثل:

$$a \oplus b \Leftrightarrow (a \vee b) \& \neg(a \& b)$$

إذا كنا:

-1 استبدال \vee مع أقل حساسية "أو" - العملية

$$f_{\vee}(a,b) = \max(a,b)$$

-2 استبدال $\&$ بأقل حساسية "و" - العملية

$$f_{\&}(a,b) = \min(a,b)$$

-3 استبدال \neg مع أقل عملية السالب الحساسة

$$f_{\neg}(a) = 1 - a$$

2.2 العمل ذات الصلة

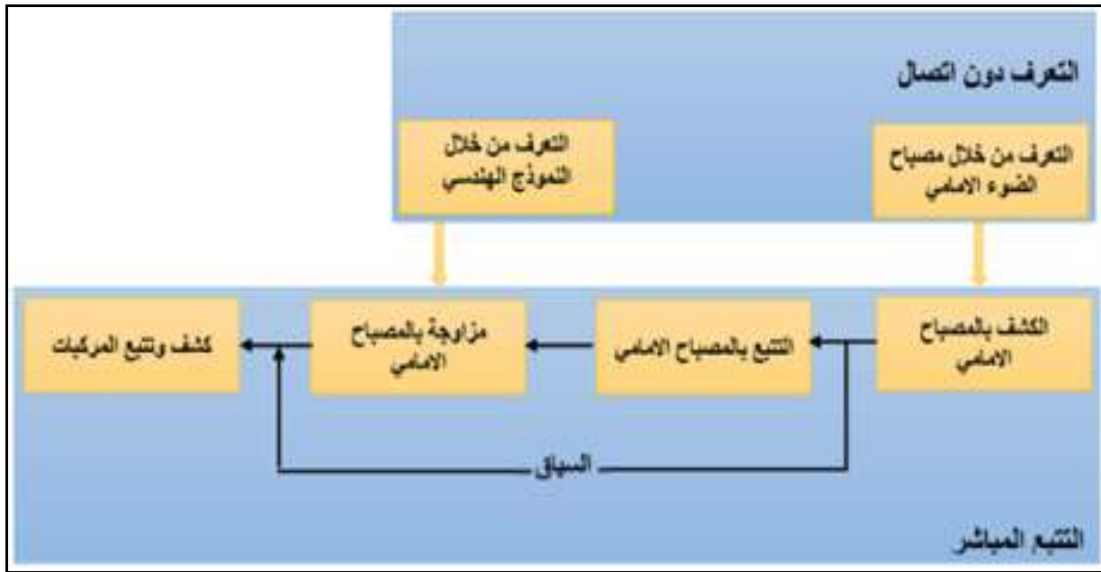
لقد اجتذبت البحوث في مجال تتبع المركبات اهتماما كبيرا في السنوات الأخيرة، ويرجع ذلك أساسا إلى طبيعة عملها الصعبة في الظروف البيئية المختلفة وحالات الانسداد وذلك للحد من تدهور الأداء.

وعلى مر السنين وضعت العديد من الطرق لحل مشكلة رصد المركبات وتتبعها. وقد قدم الباحثون أيضا جهودا كبيرة لتحسين أداء خوارزميات تتبع المركبات [142] [143] ومع ذلك، هناك فجوة ملحوظة بين معدل الرصد الحالي والمثالي المنشود [144].

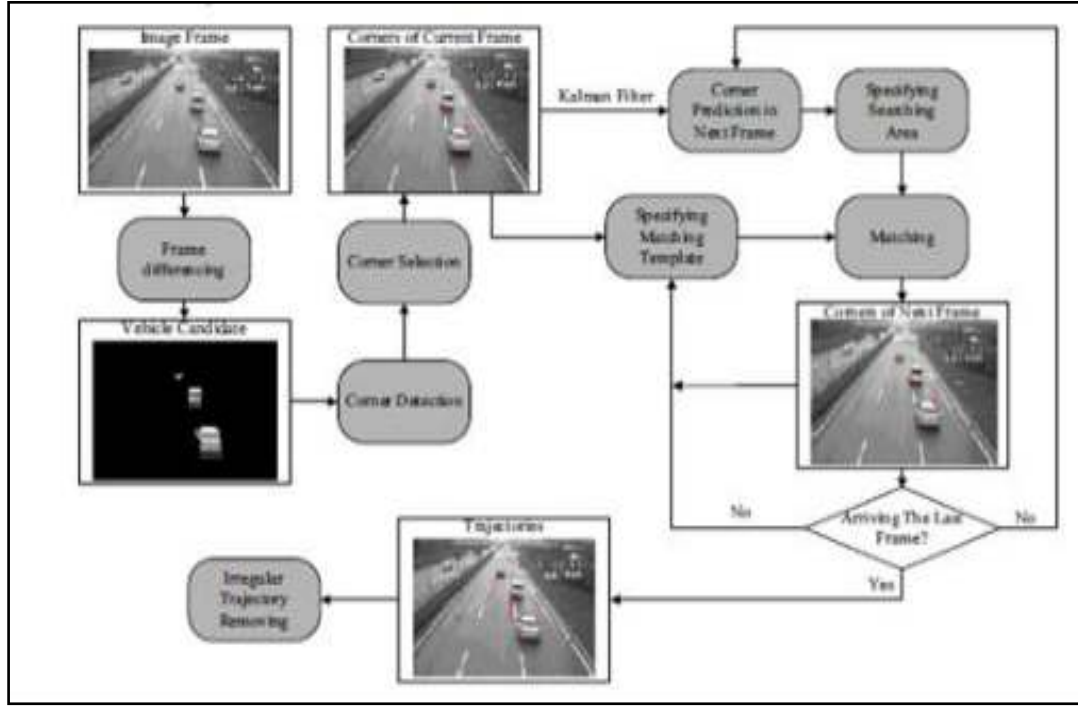
إن محاولة معالجة أوجه القصور في الأساليب المذكورة أعلاه والتي تتعلق مباشرة بقدرة نظام التتبع في ظل الظروف الليلية دعا الى العمل على ذلك وتحسينه، وأن أبرز الدراسات حولها كانت كالاتي:

أولاً: من خلال استخدام سلسلة خوارزمية (*Adaptive Boosting*) للكشف عن المصابيح الأمامية للحد من الإنذارات الكاذبة التي تسببها الانعكاسات الضوئية.

ثانياً: من خلال الاستفادة الكاملة من الميزة التكاملية (*the complementary nature*) للتجمعات وتتبعها، ومحاولة الباحثين تطويرها، تم استخدام ميزات الحركة التي ينتجها التتبع بواسطة المصابيح الأمامية. كما تم استخدام مجموعة مستقلة قصوى من الأطر للاقتزان الفعلي وهي أكثر قوة من أساليب قواعد الاقتران التقليدي. وللتتبع يتم استخدام معلومات السياق التي يتم توفيرها عن طريق الاقتران عن طريق تتبع الكائنات المتعددة، كما في الشكل 15.2.



شكل 15.2: الرسم البياني الرئيس للأنظمة [145]



شكل 16.2: الرسم البياني لمربع خوارزمية تتبع قائمة على نقطة [146]

[146] يُعد العمل في محاولة الدخول في اتجاه بناء خوارزمية تتبع نقطية من خلال توفير

خوارزمية Moravec محسنة كما هو موضح في شكل 16.2.

يقوم كاشف Moravec بحساب مجموع الاختلافات المربعة (SSD) بين البيكسل المرصود

البيكسلات المجاورة لها في الاتجاه الأفقي، والاتجاه الرأسي، وتوجيه قطري.

إذن يمكن الحصول على مسارات عن طريق ميزة تتبع نقاط من خلال تسلسل الصور مع

ال قالب المصمم خصيصاً، وفي نفس الوقت يتم إسقاط المسارات غير مناسبة المسار عبر قواعد القرار.

وبناء على النتائج التجريبية، فإن دقة التتبع جيدة جداً في الاختناقات المرورية والظروف

الجوية المعقدة.

مستوحاة من مفهوم الترشيح والقائمة على استخراج نقطة، أفرد الكتاب في [147] تمديد

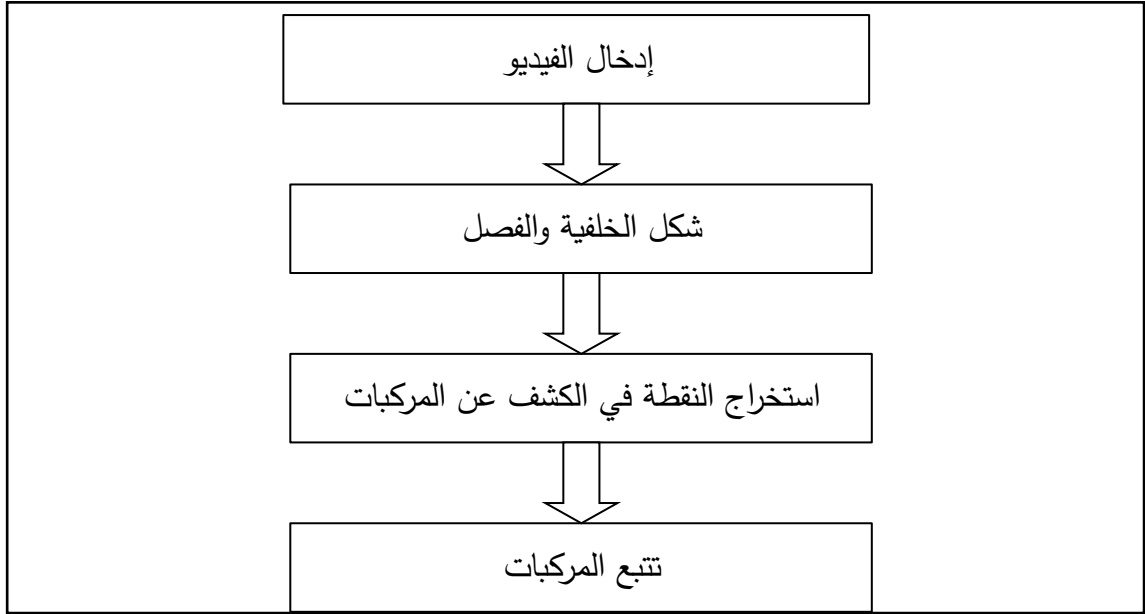
خوارزميات تتبع معالجة الصور الحالية (انظر الشكل 17.2).

ويتم الرصد باستخدام متوسط الترشيح ونقطة الاستخراج. يستخدم متوسط الترشيح لاستخراج

الخلفية استخراج التي تطرح في وقت لاحق من إطار الهيكل حركة الأجسام المرصودة. وتوظف

مشغلي المورفولوجيا لاستخراج نقطة.

وبالتالي، يتحقق رصد الجسم باستخدام متوسط الترشيح وعملية إغلاق المورفولوجيا. تستخدم ترشيح كالمان(*) (Kalman) لتتبع الجسم الذي يستخدم موقع النقط. واحدة من مزايا هذا النظام هو أن كل مركبة في إطار الهيكل تصنف إلى مربعات ملونة مختلفة.



شكل 17.2: مخطط مربع استخراج نقطة من خوارزمية تتبع مركبة [148]

[148] تم إصدار تقارير عن دراسة في محاكاة آثار التتبع لنموذج ماركوف الخفي (HMM). تهدف هذه الدراسة إلى إجراء تحليل للفيديو في الوقت الفعلي لحركة المركبة لتتبع المركبات التي تتحرك من أجل السلامة أثناء القيادة وتتبع هذه الأهداف. سيتم عرض ميزات الشكل الهندسي المستخرج من الفيديو بشكل مستمر من شكل لجانب واحد ويتم تتبعها باستمرار.

يعتمد العمل على المعلومات المؤقتة للميزات وسلوكيات الحركة الخاصة بها لتحديد هوية المركبة، والتي تعوض عن التعقيد في التعرف على أشكال السيارة الألوان والأنواع.

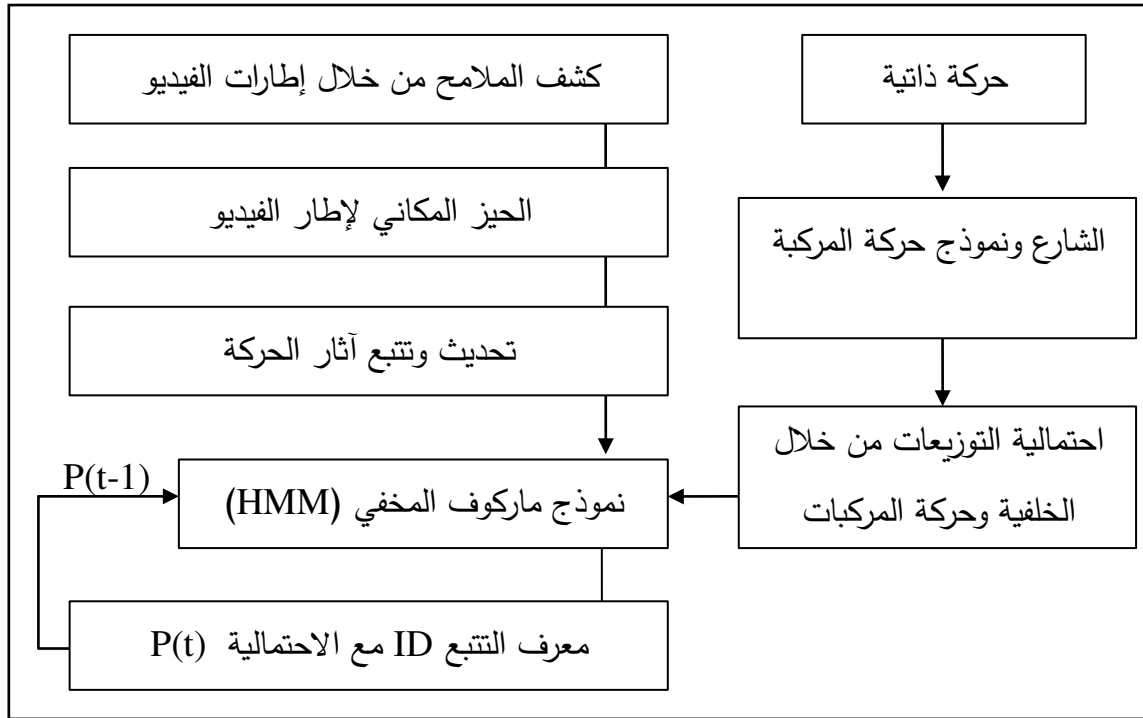
(*) مرشح أو فلتر كالمان هو مرشح يستعمل عادة لحساب أو التنبؤ بحالات نظام ديناميكي ما اعتمادا على نموذج أو قياسات له مشوشة.

يضع الباحثون نموذجًا للحركة في مجال الرؤية وفقًا لنمط المشهد ونموذج حركة السيارة. يتم استخدام نموذج ماركوف المخفي (HMM) لفصل السيارات المستهدفة عن الخلفية وتتبعها بطريقة احتمالية.

يتم احتساب الاحتمال المشترك لمواقع الصورة وسرعات التتبع من أجل (HMM) في فصل المركبات الهدف بشكل ديناميكي من الخلفية.

وعزز استخدام التماسك الزمني للميزات لتحديد هوية المركبات وتتبعها. يوضح الشكل

18.2 مخطط كتلة نموذج ماركوف المخفي - ميزات خوارزمية تتبع المركبات.



شكل 18.2: إطار الهيكل نموذجي لفديو السيارات والرسم البياني للعملية [149]

للتعامل مع صعوبات تغييرات ضوء مختلف المركبات والانسداد في مفترق طرق، اقترح

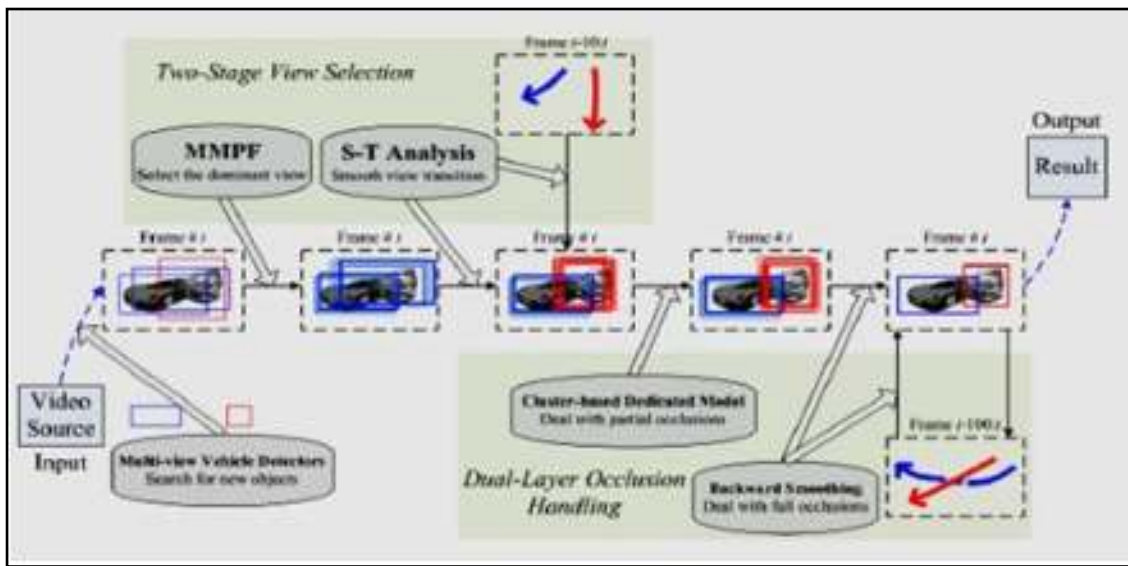
الباحثون [150] طريقة جديدة لعرض متعدد لرصد المركبة وتتبعها، وذلك من خلال نقطتين هما:

1- اختيار العرض على مرحلتين والتعامل مع الانسداد ذي الطبقة المزدوجة كما هو

موضح في الشكل 19.2. ويقترح نموذج الترشيح المتعددة الجسيمات تتبع المركبات في العرض

الواضح، أي من الأمام ومن الخلف أو الجانب.

2- في المرحلة الثانية، بالنسبة للمركبات ذات الرؤى غير الواضحة، أي جهات الرؤية متوسطة ما بين الرؤية الأمامية والجانبية، فيتم استخدام التحليل الزمني المكاني لمواكبة الرؤية وتحديد الحفظ على اتساق حركة العرض. ومن أجل معالجة انسداد الطبقة المزدوجة، يتم دمج نموذج مخصص للمركبة يستند إلى كتلة الانسداد الجزئي وإجراء إعادة التعقب الخلفي للإغلاق الكامل بشكل تكميلي للتعامل مع مشاكل الانسداد. فيكون اختيار العرض فعالاً وعلى مرحلتين يتم بها دمج عمل العديد من أجهزة الكشف ليكون أداء التتبع بفعالية وتحسن في معالجة انسداد الطبقة المزدوجة.



شكل 19.2: مخطط انسيابي لعرض متعدد لرصد مركبة وتتبعها في مفترق الطرق [151]

أدى العمل [152] في أسلوب التخفيف من حدة مشكلة حالة المرور المعقدة وذلك من خلال توفير خوارزمية لكشف المركبات وطريقة تتبعتها بناءً على أزواج المصابيح الخلفية (انظر الشكل 20.2).

وتجمع الطريقة المقترحة اللون مع معلومات الحركة لإجراء الكشف عن المركبات. ومن أجل التكيف مع الظروف الجوية المختلفة مثل الليل تم تقسيم المصابيح الخلفية إلى فئتين: المصابيح غير المضاءة والمصابيح المضاءة.

ويتم أولاً استخدام التقسيم المكاني لاستخراج كل من المصابيح المضاءة وغير المضاءة من خلال مسحة من قيمة درجة لون الاضاءة (HSV) ويتم اختيار العينة الضوئية تلقائياً بواسطة طريقة المنطقة المكانية البعيدة المستقرة (MSER).

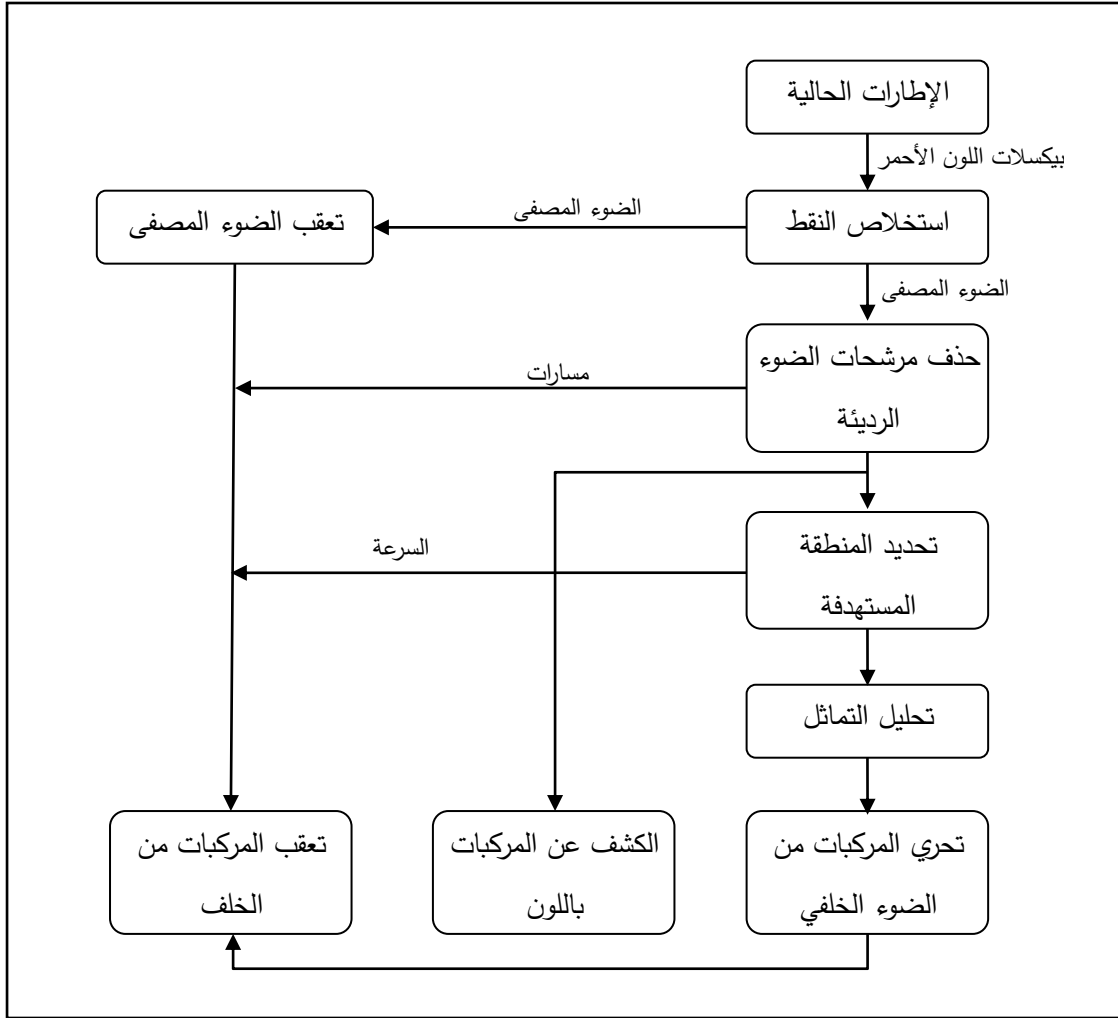
بعد ذلك يتم تعقب جميع المرشحين مصباحها باستخدام مرشحات (Kalman) ومرشحات المصباح بالنسبة للمسارات المكانية القصيرة الأجل يتم إزالتها لتجنب الاضطرابات. بعد ذلك يتم ربط اثنين من المصابيح المصفاة المتجاورة وتكون بسرعة مماثلة باعتبارها المنطقة المستهدفة (ROI)، والذي يمثل زوجاً من المصابيح المحتملة.

يتم استخدام تحليل التماثل المتبادل بين الصور على أساس مرشح *Gabor* وبالعثور على *ROIs* ذات التركيب المتماثل للنسيج الضوئي يتم اعتبار ما تماثل من الضوء كأزواج متناظرة من المصابيح.

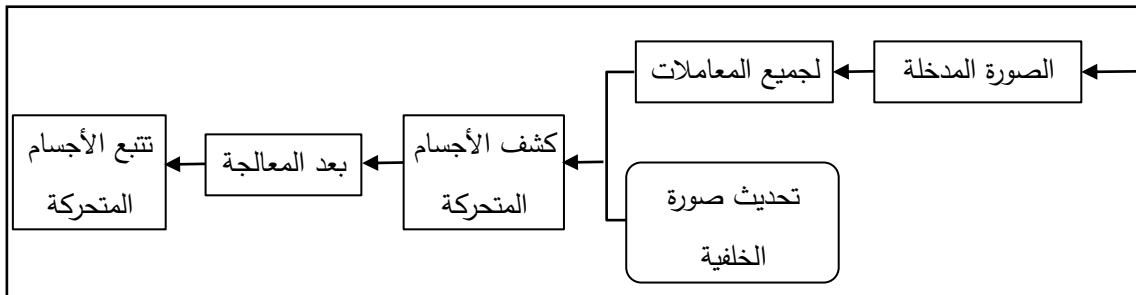
بالإضافة إلى ذلك يمكن لهذه الطريقة أن تقوم بالكشف عن المركبات وتتبعها في ظل ظروف المرور المعقدة، ويمكن لتحليل التناظر القائم على مرشح *Gabor* أن يوقف الاختلاف الدقيق بين الأجزاء اليسرى واليمنى من السيارة، بالإضافة إلى الضوضاء البيئية.

في دراسة حديثة أجريت [153] يكشف العمل من خلال نظرية فصل الخلفية الطيفية الكشف عن المركبات كما هو موضح في الشكل 21.2.

أولاً استخدم الباحثون فلترًا متوسطًا لتحقيق صورة الخلفية للفيديو وإزالة تشويش الفيديو. بعد ذلك استخدموا خوارزمية الطرح التعويضي في الخلفية لاكتشاف الكائنات المتحركة وتتبعها. كما يتحقق تحديث الخلفية المتكيف في هذه الورقة من خلال تكييف معاملات الخلفية التكيفية (قيمة العتبة) من خلال مجموعة من التجارب.



شكل 20.2: رصد المركبة القائم على إطار الهيكل المصباح الخلفي وتتبعها [154]

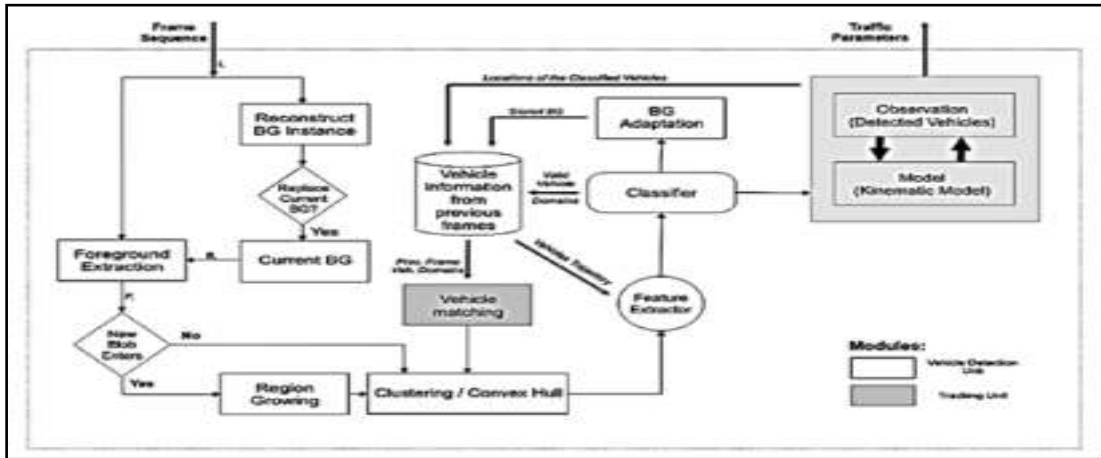


شكل 21.2: تجهيز طرح الخلفية التكيفية للتتبع [155]

إمكانية تطبيق الترشيح القائم على الرسم البياني لطرح الخلفية التكيفية تم مناقشتها في [156] هذا النظام ينطوي على تحديد مكان وجود الأجسام المتحركة في مشاهد الطريق المعقدة من خلال تنفيذ متقدم لمنهجية طرح الخلفية (انظر شكل 22.2). وتستند هذه الخوارزمية على لون المعاينة الإحصائية لكل بكسل مع مرور الوقت.

النظام يستخدم الفرق الوني بين إطار الهيكل الحالي ونموذج الخلفية التي تم تعريفها من قبل القاعدة التي تجمع بين الفرق في خفة * L مع اختلاف لوني من u^* , v^* المعلمات في L * U * V * مساحة اللون الابتكار يتعلق بإجراء ترشيح القائم على الرسم البياني، الذي يجمع معلومات مبعثر الخلفية التي يحملها في سلسلة من الإطارات للهياكل، على مستوى البكسل، وتوليد حالات موثوقة من الخلفية الفعلية.

تعيد الخوارزمية بناءً لحظياً لمثيل الخلفية عند الطلب تحت أي ظروف حركة المرور. هذه الخوارزمية واحدة من المزايا الرئيسية للنظام المقترح هو أنه يمكن تطبيقها على نظام مراقبة حركة المرور الحالية دون تعديلات جوهرية وتسمح خوارزمية الخلفية بإعادة عملية الأعمار العملية دون عائق من النظام ودون تدخل بشري. النظام يعمل بشكل جيد سواء في الوقت الحقيقي أو في الفيديو المخزن بالفعل.



شكل 22.2: مخطط تدفق للرسم البياني القائم على مرشح خوارزمية التتبع [157]

لتحسين رصد دقة رصد المركبة ومتانتها، تقترح طريقة جديدة رصد وتتبع للمركبة في الليل في [158] خصائص المصابيح الخلفية في مستوى الرمادي يتم تطبيقها على تحديد الحدود الدنيا لتجزئة عتبة المصابيح الخلفية، ويتم احتساب العتبة المثلى لتقسيم الضوء الخلفي باستخدام خوارزمية أوتسو بين الحدود الدنيا وأعلى درجات الرمادي من المنطقة المستهدفة.

يتم استخراج أزواج مرشح الضوء الخلفي على أساس التشابه بين المصابيح الخلفية اليمنى واليسرى، وتتم إزالة أزواج الضوء الخلفي غير المضاءة للمركبة على أساس تحليل أهمية موقع السيارة بين إطار هيكلها.

ويسعى مرشح بقعة الضوء الخلفي في المنطقة التي تتبأ بها ترشيح كالمان، ويقدر الضوء الخلفي المشتت على أساس التماثل ومكان الأضواء الخلفية الأخرى لنفس المركبة [159]، يهدف إلى العمل على تحقيق الحاجة إلى خوارزمية قوية لتتبع المركبة ورصدها التي يمكن استخدامها في نظام مراقبة حركة المرور للتعامل مع التحديات الحالية في هذا المجال. أولاً، على كل بكسل في مجموعة من البيكسلات، يستخدم نموذج خليط ضبابي عامل مشترك لملاحظة تغيير الخاصية بين الصورة الحالية وأي صورة والصورة المرجعية، على سبيل المثال الخلفية النموذجية للتعامل مع التغييرات في إطار الهيكل للصور وكسب التلقائي بوساطة الكاميرا. ثم، يتم حساب مسافة مهانونيس (The Mahalanobis distance) للتمويه على أساس ملاحظة عامل تغيير الخاصية المشتركة، وشدة الكثافة للون وتقدير وسيلة ضبابية Gaussian Mixture مبهمة.

يتم الحصول على مواصفات موضوعية من نوعية لون بغض النظر عن الإنارة في الصورة من خلال النظر في حزم اللون باستخدام إعادة قياس القيم للون بمساعدة بكسل الانحراف المعياري. يتم احتساب قيمة عتبة لتحديد أوجه الشبه من مواصفات موضوعية من نوعية اللون بغض النظر عن إنارتها بين الخلفية التي تعلمها نموذج مزيج ضبابي Gaussian Mixture وصورة الملاحظة حالياً هي بكسل في المقدمة التي حصل عليها نموذج من مزيج ضبابي. حدود الطريقة التي تم تطويرها هي أن لكل البيانات كاميرا تغذي قدراً كبيراً من ضبط المعلمات المطلوب لتحقيق أفضل أداء.

أيضاً، فإنه يتطلب أكثر بعض الشيء وقت المعالجة في ظروف حركة المرور الكثيفة للغاية.

قدمت اكس لي (X. Li)، واكس جو (X. Guo) [160] التصميم التفصيلي من الظل تحت السيارة التي كانت مجزأة بدقة باستخدام طريقة تحليل الرسم البياني وتستخدم للرصد سيارة في وضوح النهار.

وقد استخدمت ميزة الظل تحت المركبة لتوليد الفرضيات بسرعة وبشكل موثوق. مصنف السيارة يتم تدريبها من قبل الرسم البياني من التدرجات لميزة الموجه وشعاع الدعم الآلي لديها قدرة تعميم جيدة ويمكن إزالة المناطق الافتراضية الفعالة التي لا تحتوي على سيارات مثل المباني، والغيوم، والزهور، والسياح افتراض فعال.

مرشحات كالمان التي تعتمد على نهج التتبع يمكن أن تحسن من أداء النظام بشكل واضح.

تم تقديم [161] خوارزمية مبتكرة التي تستخدم طرح الخلفية ووسائل تحويل التتبع للمركبات. عملية الرصد برمتها هي على النحو الآتي.

أولاً، يتم استخدام استراتيجية مختارة ثانوية لبناء نموذج الخلفية. ثم يتم بناء أجسام تتبع المركبة في منطقة حافة الرصد قبل طرح الخلفية.

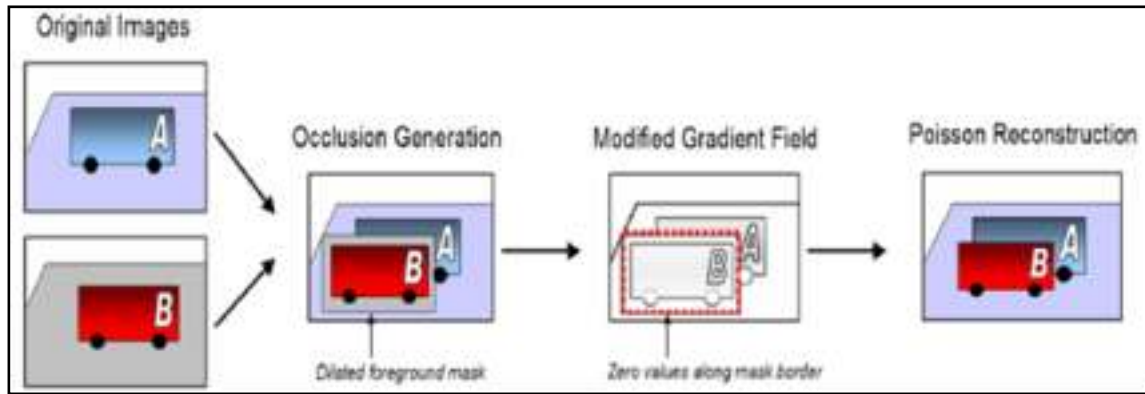
وأخيراً، يستخدم خوارزمية وسائط التحول لتتبع المركبات.

في كتاب [162] قُدِّم نهجاً جديداً لرصد المركبة في فيديو المراقبة الحضرية، القادر على التعامل مع البيئات غير المنظمة والمزدحمة مع الانسداد الواسع وأشكال مركبة مختلفة، والظروف البيئية مثل التغييرات في الإضاءة، والمطر، والظلال، والتأملات. يعتمد منهجها على ثلاث إسهامات رئيسية [163]:

1- خطة التدريب المشترك حيث يتم تلقائياً التقاط الصورة على أساس بيانات الحركة والشكل وتستخدم لتدريب كاشف بناء على معلومات المظهر؛

2- تقنية معالجة الانسداد بناء على عينات التدريب ولدت صناعياً للحصول عليها من خلال إعادة بناء صورة Poisson من تدرجات الصورة؛

3- اختيار ميزة المتوازية على ميزة متعددة للخطوط والذي يسمح للرصد النهائي ليكون أكثر دقة وأكثر كفاءة، كما في الشكل 23.2.



شكل 23.2: جيل مركبات صناعية مطبقة على أساس إعادة بناء صورة POISSON

من تدرجات الصورة [164]

بعد القيام بمسح استقصائي؛ لوحظ استخدام العديد من نهج تتبع المركبة اعتماداً على منهجيات مختلفة والتي تشمل الشبكة العصبية، المطابقة المبنية على ميزة عدم التغير، تقنية القالب المطابق، الرصد الإحصائي للحركة [165] [166] العمل الحديث ذو الصلة إلى حد ما وجد في [167] [168] [169] [170] بشكل عام، العاملان اللذان يتسببان في حدوث مشكلات مع هذه المناهج هي سرعة المعالجة البطيئة نسبياً، وعندما يحدث الانسداد بين مركبات متعددة بعضها بعضاً، فإنها الرصد غالباً يكون لسيارة واحدة. في الآونة الأخيرة، تعمل تقنيات برامج الحوسبة مثل المشغل الخلوي الآلي، سرب الجسيمات أو مستعمرة النمل المنظمة مع مطابقة القالب لتخطي هذه المشاكل [171] [172] [173] [174] كان أول من درس رسمياً مشكلة المراقبة المرورية باستخدام المشغل الخلوي الآلي.

تم تعميم النهج في وقت لاحق عن طريق اعتماد عدد مبهم للتعامل مع مختلف العقبات في ظل عدم اليقين. هذا النهج يستفيد من مزايا نماذج المشغل الخلوي الآلي المتاحة ويزيل العوائق الرئيسية التي أعاققت تطبيقاتها في أنظمة التحكم في حركة المرور.

المعلومات من الخوارزمية تتيح معايرة بسيطة والسماح لمحاكاة حركة المرور لتعكس معدلات تدفق التشعب المحددة سلفاً. وتستخدم الأرقام المبهمة لوصف حالة محاكاة عدم اليقين وعدم الدقة من المدخلات والمخرجات.

وبالتالي، يمكن استخدام البيانات المرورية غير الدقيقة لتقدير أداء حركة المرور. قدم الكتاب في [175] تقنية عتبة فعالة وبسيطة لحافة الرصد على أساس قواعد انتقال المشغل الخلوي الآلي المبهم المنظمة من خلال طريقة تحسين سرب الجسيمات.

بعض نقاط الضعف في تشغيل طريقة المتوسط التقليدي المبهم لنمذجة الخلفية وطرح الخلفية درست في [176] للتغلب على التحديات الموجودة، ناقش الكتاب أسلوب الخلية المبهمة الجديدة لطرح الخلفية والأجسام المتحركة.

ملاحظة واحدة مهيمنة في هذه الورقة هو أنه بدلاً من إجراء التجربة والخطأ كان استخدام المشغل الخلوي الآلي لتحديد القيم المثلى من العتبة.

نظامهم قادر على رصد كل من الأجسام المتحركة المتاحة في المشهد. هذه الميزة المهمة ترجع إلى الخصائص الملازمة للمشغل الخلوي الآلي.

في الواقع، في كل خطوة، يتم تحديد قيمة عتبة وفقا لعدد من الخلايا النشطة. وأظهرت النتائج التجريبية أن معدل رصد المزيف ومعدل الرفض المزيف لرصد مركبات الخلية المبهمه هي 3% و 5%.

وعلاوة على ذلك، أظهر المؤلفون نسبة الخطأ الكلي لرصد أنظمة مركبة عبر الخلية المبهمه هو 9% و 15% وهو أقل من نظم الرصد التقليدي والمبهم للمركبات على التوالي. بشكل غير رسمي، هذا النهج يستخدم قيمة عتبة محددة وهذا ما تم الحصول عليها من المعادلة:

$$cell(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{if } \frac{|I_t(i, j) - BG_{t-1}(i, j)|}{255} > e^{-(3+m)/2} * k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.19)$$

حيث إنها كإطار للهيكل مسهمه في وقت T و BGT-1 هو الخلفية الصورة في الوقت t-1، يشير M عدد من الخطوات التي طرح الخلفية الإجراء قد أنجز في هذا الإطار الهيكل. أيضا، يتم الحصول K باستخدام مجموعة ضبابية. الخلية الناتج النهائي (i,j) وتظهر الخلايا النشطة وغير النشطة من كل إطار الهيكل.

يجب أن يؤخذ بعين الاعتبار أن يتم تعيين القيم الأولية من M و 0 K و 1. وفي هذه الحالة، يتم احتساب الخليوي طريقة المتوسط مبهم تشغيل على النحو الآتي:

$$a(i, j) = 1 - 0.1 * \exp(-5 * cell(i, j)) \quad (2.20)$$

باستخدام α ، مبهم الخليوية طرح الخلفية سوف يتم تحديدها على النحو الآتي:

$$BG_t(i, j) = a(i, j) * BG_{t-1} + (1 - a(i, j)) * I_t(i, j) \quad (2.21)$$

لتحديد يتحرك الجسم جود في رصد المنطقة، يتم استخدام القاعدة الآتية:

$$\text{ثم } [k * e^{-(3+m)/2} > 0.03] \& [sum(cell) < 0.4 * i * j]$$

$$I_t(i, j) = 0.2 * (I_t(i-1, j) + I_t(i, j+1) + I_t(i, j-1) + I_t(i+1, j) + I_t(i, j))$$

$$\text{Else if } [k * e^{-(3+m)/2} > 0.03] \& sum(cell) < 0.4 * i * j$$

ثم، يتم الكشف عن كائن متحرك، وآخر، لم يتم الكشف عن كائن متحرك

حيث تحسب K كالآتي:

$$k = \sum_{i=1}^3 Fi / n$$

حيث n هو عدد من القواعد التي يكون لها نتائج غير الصفر وفقاً للقواعد المذكورة أعلاه، إذا لم تكن الخلايا المقترحة غير معروفة كما في المقدمة، إذن قيمة متوسط الخلية، وأربعة جيرانها يتم احتسابها واستبدالها بقيمة ما تحت حساب الخلية في الإطار الهيكل وجميع هذه المهام تتكرر مرة أخرى.

قبل تكرار العملية على الإطار الهيكل الحالي يتم إعادة تعيين الخلية وإعادة تهيئتها النشطة باستخدام المعادلة 2.21.

تكرر هذه العمليات تدر قيمة الحد الأدنى من العتبة للإطار الهيكل المقترح. وأخيراً إذا لم يتم رصد أي جسم متحرك في المربع، يمكننا أن نقرر أنه لا يوجد جسم متحرك بالمشهد. كيفية حل الانسداد مركبة هي مهمة محفزة للباحثين بأنظمة النقل الذكية. ونتيجة لذلك، طرق رصد ودقة الانسداد يجب أن تعتمد من أجل تحقيق نتائج ذات معنى [177] [178] هذه الأساليب تشمل استخدام الرؤية ستيريو، كاميرا علوية مع محور عرض عمودي على سطح الطريق، أو أجهزة استشعار nonvisual مثل الأشعة تحت الحمراء بالموجات فوق الصوتية أو الليزر لمساعدة نظام الرؤية.

التركيب الإضافي وتعقيدات معالجة الإشارات لأجهزة الاستشعار nonvisual ببساطة تجعل التكلفة باهظة.

لذلك، اندفع الباحثون لتحدي حل مشكلة الانسداد مركبة من تسلسل الصور الملتقطة من كاميرا محمولة على جانب واحد من الطريق.

ويمكن الاطلاع على استعراض موجز لبعض الأساليب المقترحة لحل الانسداد في [179] والأكثر شهرة من هذه الخوارزميات التي يتم استخدامها بشكل متكرر يتضمن خوارزمية التقسيم والدمج، ونموذج ماركوف العشوائي المكاني والزمني، الخوارزمية المبنية على النقطة، خوارزمية التقسيم، وطريقة إعادة تشكيل النمذجة.

ويستند اتجاه آخر للتعامل مع مشكلة الانسداد على القياس البصري [180] الذي يوفر وسيلة ممتازة لنمذجة شكل الجسم.

يستخدم العرض البصري والطول البصري من أجل حل مشكلة الانسداد. ومع ذلك، يختلف عرض البيكسل وطوله وفقاً لإحداثيات الإطار الهيكل.

وبالتالي، يتم توفير القياسات البصرية لتحويل أبعاد السيارة من البيكسل للمتر وقد أظهرت النتائج التي تم الحصول عليها من مختلف صور الطريق السريع أن ذلك لنظام يمكنه بنجاح الرصد والتعرف على أنواع المركبات المختلفة.

3.2 الخلاصة

وباختصار إن العديد من الأساليب والخوارزميات لرصد المركبة وتتبعها تم تطويرها في السنوات الأخيرة [181] [182] ومع ذلك، مازال هناك فجوة ملموسة بين معدل الرصد الحالي والمثالي المنشود.

هذه الطرق فعالة جداً (على سبيل المثال نمذجة الخلفية التكيفية غير حساسة لتغير البيئة) ولكنها تواجه انتقادات بشكل عام لتعقيدها الحسابية، وعدم النخبوية ولاختيارها قيمة المعامل المثلى.

من أجل اختراق القيود المفروضة على طرح الخلفية التقليدي، المستند على تطبيقات تتبع مركبة في مشاهد التلاحم والازدحام، يقترح العمل في هذه الأطروحة نسخة جديدة من نموذج طرح الخلفية المبهم من خلال استخدام المشغل الذاتي الآلي بأقل مشغل مبهم غير حساس لتحديث الخلفية لخلفيات ديناميكية.

بعد كل تكرار، يتم استخدام قيمة بيكسل المتأثرة بجيرانها المباشرين كمدخل للتكرار التالي باستخدام قواعد التحول المبهم البسيطة لكل إطار الهيكل.

وبالتالي، يمكن استخدام بيانات المركبة غير الدقيقة في المنهج المقترح لتقدير أداء التتبع. كل من النظام المقترح والمستخدم في [183] المشغل الخلوي الآلي المبهم لتتبع المركبات في الوقت الحقيقي للمشاهد.

والفرق الرئيس بينهما هو أن في عملهم الهدف من المشغل الخلوي الآلي المبهم هو تحديد قيمة عتبة طرح الخلفية الطريقة التي في كل خطوة من حسابات المشغل الخلوي الآلي، يتم تعريف عتبة محددة بشأن نوع الجيران (عدد الخلايا النشطة).

هنا، القواعد المبهمة تعمل لتنظيم عدد الحالات المجاورة لحساب العتبة. في حين، في عملنا، كل تسلسل إطار الهيكل يمكن أن يكون نمذجته من المشغل الخلوي الآلي والقواعد المحددة للمشغل الخلوي الآلي التي تستند إلى عمليات مبهمة ويمكن تطبيقها على بكسل. الدافع وراء مفهوم العملية المبهمة للدالة الانتقالية للمشغل الخلوي الآلي هي الموازنة الجيدة بين استكشاف قدرة مساحة البحث واستغلاله؛ لتحقيق التقارب الأفضل الأمثل.

إلى حد علمي (على أساس البحث الباحث العلمي جوجل google) لم تكن هناك محاولة سابقة لتتبع المركبات باستخدام المشغل الخلوي الآلي مع عمليات بوابة الاختيار الحصري XOR بحيث العملية المبهمة لا تتغير كثيراً إذا قمنا بتغيير طفيف في المدخلات. تتعكس هذا القدرة في تحديث نموذج الخلفية، الذي يعد واحداً من التحديات الرئيسية لأساليب طرح الخلفية. تكشف التجارب على الفيديو الحقيقي مزايا الخوارزمية المقترحة؛ حيث يظهر ذلك للمقارنة بشكل إيجابي مع أحدث مخططات التقنيات المعاصرة.

الفصل الثالث

كشف اشكال المركبات وتميزها آنياً

1.3 تمهيد

حظيت عملية كشف المركبات وتمييزها إهتماماً كبيراً خلال العقد الماضي ولا يزال يُعد من أكثر الدراسات أهمية في مجال معالجة الصور والتعرف على الأنماط. والرؤيا الحاسوبية اذ انها جذبت انتباه العديد من الباحثين من كلا البيئتين الاكاديمية والصناعية بسبب النطاق الواسع لها في الكثير من التطبيقات العلمية. ويعد نظام تمييز المركبات أحد أنظمة معالجة معلومات المقاييس الحيوية العملية التطبيقية أيضاً، وان ضرورة التعرف على هوية الفرد كذلك. تم في هذا الفصل تصميم نظام إعتماًداً على خوارزميات عديدة لغرض كشف التتبع والمراقبة الانية وهي:

خوارزمية AdaBoost لكشف الوجه وخوارزميتا تحليل المركبات الأساسية Principle
Component Analysis (PCA) وتحليل التمييز الخطي Linear Discriminate Analysis
(LDA) لاستخلاص الميزات واستخدام الشبكة العصبية ذات الانتشار الخلفي Back
Propagation Neural Network في التمييز.

تم تطبيق هذا النظام على مجموعة من المركبات وباستخدام اعداد مختلفة من الميزات المستخلصة للمركبة وتم الحصول على نسب تمييز جيدة بلغت (87.5%) عندما تم الاعتماد على الاطار الرئيس Key Frame في حساب نسبة التمييز و (94%) عندما تم الاعتماد على محصلة 25 اطار فيديو في حساب نسبة التمييز.

2.3 الكشف ومراقبة المركبة:

ان مراقبة وتتبع المركبة هي تقنية يتم من خلالها تحديد للمركبة في صورة ما، وهي خطوة هامة في التعرف على المركبات وتعد واحدة من التطبيقات الأكثر تمثيلاً وأهمية في الرؤيا الحاسوبية.

ويمكن القيام بها عن طريق وضع علامات في منطقة المركبة يدوياً في الصورة أو كشفها حسابياً باستخدام خوارزميات الكشف عن المركبة التي تنفذ عملية البحث عنها وترجع مجموعة من المناطق ذات الاهتمام في الصورة الى أربعة أصناف هي (1):

1.2.3 طرائق معتمدة على المعرفة Knowledge Based Methods

يتم تطوير طرائق الكشف في هذا الأسلوب بالاعتماد على قوانين مشتقة من معرفة الباحثين لصور المركبات.

اذ يتم وضع قوانين بسيطة لوصف الميزات الشكلية والعلاقات بين هذه الميزات، مثلا المركبة في الصورة عادة ما تحتوي على أضويه في مقدمتها متمائلين مع بعضهما البعض، ومقدمة، وأطار، وعجلات، وحجم، وان حجم العلاقة بين الميزات يمكن ان تُمثل بمواقعهم والبعد النسبي بينهم (2).

2.2.3 طرائق الميزات الثابتة Feature Invariant Methods

تستخدم هذه الطرائق في إيجاد ميزات وجهية بنيوية لتحديد المركبات وتعيين مواقعها والتي تكون موجودة دائما حتى في حالات تغيير وضعيتها او نسبة الإضاءة، والميزات هي: ميزات شكلية Formal features، والنسيج Texture، ولون المركبة car color، وميزات متعددة Multiple Features.

ميزات شكلية Formal features مثل الأضواء في المقدمة وواجهة السيارة... الخ. والتي يتم استخلاصها باستخدام طرائق اكتشاف الحواف Edge Detection وبالاعتماد على الميزات المستخلصة يتم بناء نموذج احصائي لوصف العلاقات بين هذه الميزات والتحقق من وجود شكل المقدمة.

اما ميزة النسيج Texture فإن صور المركبات تمتلك نسيجا متميزا والذي يمكن ان يستخدم لفصلها وتمييزها عن بقية الأشياء .

وميزة لون المركبة car color تم استخدامها بوصفها ميزة فعالة في العديد من التطبيقات لكشف المركبة وكذلك لكشف أجزاء أخرى منها ، وقد تم استخدام العديد من الفضاءات اللونية لتحديد النقاط التي تمثل الجلد مثل:

RGB (Red, Green, Blue), normalized RGB, HSV (Hue, Saturation, and Value) or HIS (Hue, Saturation, and Intensity), YIQ(Luminance-Chrominance), YCrCb (Luminance Chrominance), YES, CIE XYZ, CIE LUV

اما بالنسبة للميزات المتعددة Multiple Features فقد تم مؤخراً اقتراح طرائق تدمج العديد من الميزات وأغلب هذه الطرائق تستخدم ميزات الشكل العامة ولإيجاد المركبات المرشحة وكشفها تم استخدام ميزات محلية مفصلة مثل لون السيارة وشكلها لإيجاد المركبات المرشحة وتتبعها ثم استخدام ميزات محلية مثل أضيئه المقدمة ومقدمتها الامامية لتأكيد المركبات والتعرف عليها.

3.2.3 طرائق ملائمة القالب Template Matching Methods

في ملائمة القالب يتم تكوين أنموذج وجه قياسي (عادة أنموذج وجه أمامي) يُكون يدوياً أو باستخدام دالة.

فعند ادخال صورة حساب قيم الارتباط Correlation Values مع الانموذج القياسي لكل من محيط الوجه، والأضواء المقدمة وبعض الميزات الأخرى بصورة مستقلة وبالاعتماد على قيم الارتباط يتم تحديد وجود أو عدم وجود وجه في الصورة للمركبة. وتتميز هذه الطريقة ببساطتها في التطبيق ولكنها لا تستطيع التعامل بفعالية مع الاختلاف بالحجم والوضعية والشكل لوجه المركبة.

لذا يتم بناء قوالب بأبعاد وأحجام متعددة وقوالب فرعية وأخرى يتم تشويه شكلها لجعل هذه الطريقة غير متأثرة بالحجم والشكل (1).

4.2.3 الطرائق المعتمدة على الظهور Appearance Based Methods

وهنا يتم تكوين مجموعة من القوالب (النماذج) عن طريق مجموعة من الصور المدربة وهذه النماذج المتكونة سوف يتم استخدامها في عملية كشف وجه المركبة.

وبصورة عامة فإن الطرائق المعتمدة على الظهور تعتمد على تقنيات التحليل الاحصائي Statistical Analysis والتعلم الآلي Machine Learning لإيجاد خصائص (ميزات) صور وجه المركبة وصور غير وجه المركبة، من هذه الطرائق تحليل المركبات الأساسية Principal Component Analysis والشبكات العصبية Network Neural وآلة الدعم الموجه Support Vector Machine ونماذج ماركوف المخفية Model Hidden Markov وخوارزمية التدريب AdaBoost (3).

3.3 تقنيات التقليل البعدي للبيانات Dimension Reductio Techniques

أدت عمليات تحسين قدرة الحصول على البيانات والكلفة المنخفضة لألية تخزين البيانات والتطور في تقنيات خزن البيانات وقواعد البيانات الى نشوء مجموعة بيانات ذات أبعاد عالية. الزيادة في حجم البيانات المتمثلة بعدد النماذج وعدد الميزات أصبحت مشكلة كبيرة لخوارزميات اختيار الميزات إذ ان العديد من هذه الميزات متكررة Redundant وليس لها علاقة بالموضوع Irrelevant والتي تعمل على زيادة حجم الفضاء البحثي حيث يؤدي بدوره الى صعوبة إجراء معالجة إضافية على البيانات.

تمثل هذه الزيادة في الابعاد عقبة هامة في تطبيقات التعلم الآلي والتنقيب عن البيانات ، فضلاً عن انها تتطلب مساحة تخزينه ووقت معالجة كبيرين لذا تحتاج الى تقليل الأبعاد عن طريق تقنيات التقليل البعدي.

ان الغرض الرئيسي من تقليل الابعاد هو لتحسين أداء التصنيف عن طريق إزالة الميزات المكررة والتي ليست لها علاقة بالموضوع ، ويمكن أن ينجز بطريقتين هما اختيار الميزات واستخلاص الميزات .

اختيار الميزات هي عملية لا يتم فيها توليد مجموعة جديدة من الميزات وإنما يتم فقط اختيار مجموعة جزئية جديدة من الميزات، واستخلاص الميزات هذا يمكن أن يكون عملية مزج(تركيب) خطية أو غير خطية للميزات الاصلية (4).

4.3 التمييز Recognition

عند ادخال صورة المركبة غير المعروفة الى مميز الوجوه Face Recognizer ، يتم مقارنتها مع مجموعة من الوجوه العامة للمركبات المعروفة التي تم تدريب المُمَيِّز عليها ويتم استرجاع هوية صورة وجه المركبة الأكثر تطابقاً (شبهاً) بالصورة المدخلة، وعملية المطابقة تقاس عادة باستخدام بعض المقاييس البعدية Distance Metric مثل المسافة الإقليدية (5) ، طرائق تمييز وجوه المركبات تقسم الى ثلاث أقسام (6):

1.4.3 الطرائق الشمولية Holistic Methods:

وهي طرائق تستخدم الصورة الاصلية بأكملها كإدخال الى نظام تمييز الوجوه مثل PCA,LDA,ICA وغيرها.

2.4.3 الطرائق المتعمدة على الميزات Feature Based Methods:

يتم في هذه الطريقة أولاً إيجاد نقاط ميزات محلية مثل الأضواء الامامية للمركبة ووسط المقدمة... الخ ، ثم يتم ارسالها الى المصنف Classifier.

3.4.3 طرائق هجينة Hybrid Method:

وهي طرائق تستخدم الميزات المحلية بالإضافة الى منطقة واجهة المركبة كاملة في التمييز ، وتعطي هذه الطرائق الهجينة أداء أفضل من استخدام كل طريقة من الطرائق السابقة بصورة منفردة.

5.3 خوارزمية AdaBoost

خوارزمية AdaBoost هي خوارزمية جديدة نسبياً اقترحها العالمان Freund و Schapire عام 1997 ، وهي منحدره من خوارزمية الأغلبية المرجحة The Weighted Majority Algorithm المقدمة من قبل Littlestone و Warmuth عام 1994 ، وخوارزمية الدفع بواسطة الأغلبية the Boost-by-Majority Algorithm للعالم Freund عام 1995 ، تبني جميع هذه الخوارزميات الثلاث مجموعة من المصنفات Classifiers وتستخدم آلية التصويت للتصنيف (7).

تعتمد خوارزمية AdaBoost على ثلاث اساسيات مهمة هي (8):

1- تمثيل جديد للصورة يسمى بالصورة المتكاملة (التامة) Integral Image والذي يسمح للميزات المستخدمة من قبل الكاشف أن تحسب بسرعة عالية، إذ لا يعمل نظام الكشف هذا بصورة مباشرة مع نقاط الصورة وإنما يستخدم مجموعة من الميزات تسمى ميزات النوافذ المستطيلة Haar-like Features. ولغرض حساب هذه الميزات بسرعة عالية وبإحجام عديدة Haar-like Feature وعند أي موقع وبأي حجم تتم بزمان ثابت Constant Time.

2- يتم بناء مصنف بسيط وفعال عن طريق اختيار عدد قليل من الميزات المهمة من مجموعة كبيرة من الميزات المحتملة باستخدام خوارزمية التدريب AdaBoost، داخل أي نافذة جزئية Sub Window في الصورة فان العدد الكلي لميزات ال Haar-like

يكون كبيراً جداً، ولغرض ضمان عملية تصنيف سريعة فإن عملية التدريب يجب أن تستبعد أغلبية الميزات المتوفرة وتركز على مجموعة صغيرة من الميزات الحساسة.

ينجز اختيار الميزة باستخدام خوارزمية التدريب AdaBoost Learning Algorithm عن طريق جعل كل مصنف ضعيف يعتمد على ميزة واحدة فقط، ونتيجة لذلك فإن كل مرحلة من عملية الدفع Boosting Process يتم اختيار مصنف ضعيف جديد وتظهر هذه العملية كأنها عملية اختيار ميزة جديدة.

3- ربط مجموعة المصنفات الفعالة في سلسلة Cascade Structure والذي يعمل على زيادة سرعة الكاشف بصورة ديناميكية، إذ انه يعمل على اهمال مناطق الصورة التي لا تحتوي وجه (الخلفية) بالمراحل الأولى من السلسلة وتبقى المناطق المحتمل وجود الوجه فيها لتدخل معالجات إضافية خلال المراحل التالية من السلسلة.

6.3 الميزات Features

تصنف الصور في خوارزمية AdaBoost بالاعتماد على قيمة ميزات بسيطة. وان سبب استخدام الميزات بدلاً من استخدام نقاط الصورة بشكل مباشر هو أن النظام المعتمد على الميزة Feature-Based System يعمل اسرع بكثير من النظام المعتمد على النقطة Pixel-Based System.

وتم استخدام ثلاثة أنواع من الميزات في هذه الطريقة تدعى بميزات النوافذ المستطيلة او Haar-like Features ،

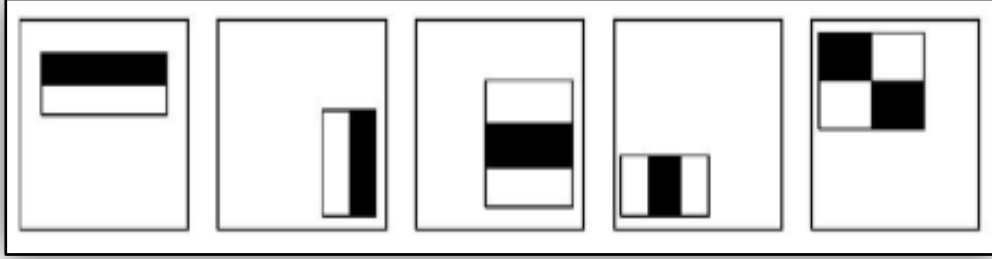
1- الميزة الأولى هي ميزة النافذة ذات المستطيلين Two-rectangle Feature ، قيمة هذه الميزة تحسب من خلال الفرق بين مجموعي النقاط داخل منطقتي المستطيلين.

2- الميزة الثانية فهي ميزة النافذة ذات الثلاثة مستطيلات Three-rectangle Feature ويتم حساب قيمتها عن طريق حساب مجموع نقاط داخل المستطيلين الخارجيين ويتم طرحهم من مجموع النقاط للمستطيل الوسطي.

3- الميزة الثالثة فهي ميزة النافذة ذات الأربعة مستطيلات Four-rectangle Feature وتحسب قيمتها من خلال حساب الفرق بين مجموع نقاط الأزواج القطرية للمستطيلات.

علماً أن مناطق المستطيلات في كل ميزة لها نفس الحجم والشكل، وأما تكون متجاورة بشكل افقي أو عمودي.

الشكل (1.3) يوضح الميزات المستطيلة التي استخدمها العالمان Viola and Jones (8).



الشكل رقم (1.3) نوافذ الميزات المستطيلة المستخدمة من قبل العالمان Viola and Jones

7.3 الصورة المتكاملة (التامة) Integral Image

ان الميزات المستطيلة يمكن ان تحسب بطريقة سريعة باستخدام تمثيل وسطي جديد للصور يسمى الصورة المتكاملة.

وبحسب مفهوم الصورة المتكاملة الميزات باستخدام عدد قليل من العمليات، وهذا يجعلها بالفعل اسرع مقارنة مع غيرها من الخوارزميات.

قيمة الصورة المتكاملة عند الموقع X, Y وهي عبارة عن مجموع قيم النقاط التي تقع أعلى ويسار الموقع X, Y من الصورة الأصلية والشكل () يوضح الصورة الاصلية والصورة المتكاملة المكافئة لها ، والمعادلة (1) توضح العملية :

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y') \quad \dots \dots (1)$$

اذ أن:

$ii(x, y)$ هي الصورة المتكاملة.

$i(x, y)$ هي الصورة الأصلية.

وباستخدام المعادلتين (2) و (3) وبصورة متكررة لكل نقطة فإن الصورة المتكاملة يمكن ان

تحسب بخطوات أبسط وأقصر على الصورة الأصلية:

$$s(x, y) = s(x, y - 1) + i(x, y) \quad \dots \dots (2)$$

$$h(x,y) = h(x-1,y) + s(x,y) \quad \dots (3)$$

اذ ان $s(x,y)$ يمثل مجموع السطر التراكمي :

$h(-1,y)=0$ ، $s(x,-1)=0$ ، The cumulative row sum

الجدول (1.3) الفرق بين الصورة الأصلية والصورة المتكاملة المكافئة لها

3	2	5	6	1	3	5	10	16	17
3	4	5	5	6	6	12	22	33	40
3	3	5	3	2	9	18	33	47	56
2	4	4	4	3	11	24	43	61	73
3	2	2	4	2	14	29	50	72	86
الصورة الأصلية					الصورة المتكاملة				

الجدول رقم (2.3) يوضح نتيجة اختبار الفرق بين طريقة حساب مجموع نقاط المستطيل

من خلال الصورة المتكاملة والصورة الاصلية

الدالة الاحصائية	القيمة الاحتمالية	درجات الحرية	T-TEST	الانحراف المعياري	الوسط الحسابي	قواعد المشغل الآلي
دالة احصائياً	0.00	48	5.909	23.822	31.60	الصورة المكتملة
				1.384	3.40	الصورة الاصلية

المصدر اعداد الباحث برنامج spss

يتبين من الجدول اعلاه ان قيمة T-TEST هي (5.909) بقيمة احتمالية (0.00) وهي

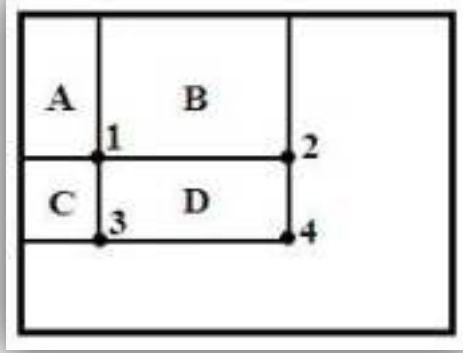
اقل من القيمة المعنوية (0.05) هذا يعني انه توجد فروق ذات دلالة احصائية بين حساب مجموع

نقاط المستطيل من خلال الصورة المتكاملة والصورة الاصلية.

وباستخدام الصورة المتكاملة فإن مجموع أي مستطيل يمكن أن يحسب باستخدام أربع نقاط

استدلال Four Points References، والشكل (2.3) يوضح طريقة حساب مجموع نقاط

المستطيل من خلال الصورة المتكاملة.



الشكل (2.3) طريقة حساب مجموع نقاط المستطيل من خلال الصورة المتكاملة. وفيه اذا اردنا حساب مجموع النقاط داخل المنطقة D . فإن قيمة الصورة المتكاملة Integral Image في الموقع 1 هو مجموع النقاط في المستطيل A. والقيمة في الموقع 2 هو A+B، وفي موقع 3 هو A+C، وعند موقع 4 هو D+C+A+B. ومجموع النقاط داخل المنطقة D يمكن حسابه $4+1-(2+3)$. اما بالنسبة للميزات المستخدمة في تقنية كشف مقدمة المركبة والتي تتكون من مستطيلات متجاورة، فلحساب قيمة الميزة ذات المستطيلين نحتاج الى ست نقاط استدلال، الميزة ذات الثلاثة مستطيلات تحتاج الى ثمان نقاط استدلال لحسابها، وتسع نقاط في استدلال في حالة حساب قيمة الميزة ذات الأربعة مستطيلات، والشكل (3.3) يوضح عدد المصادر لحساب كل منها (8).



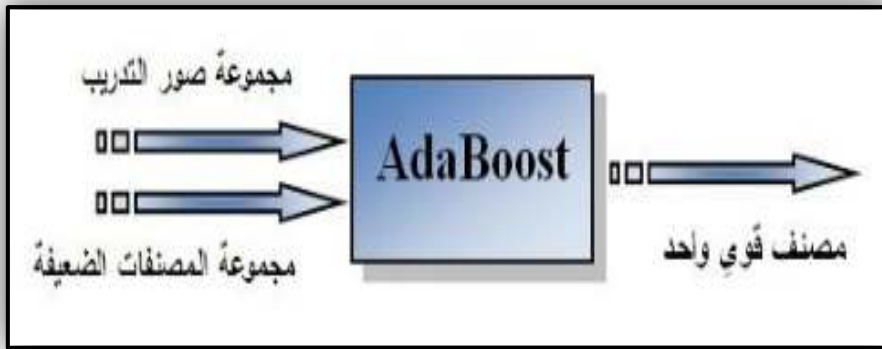
الشكل (3.3) عدد نقاط الاستدلال لحساب قيمة كل نوع من الميزات المستطيلة، الزوايا المؤشرة بالأسهم تمثل نقاط الاستدلال التي تحتاجها الطريقة لحساب الميزة

8.3 التدريب باستخدام خوارزمية AdaBoost

ان استخدام الميزات المستطيلة بأحجام ومواقع مختلفة من نافذة البحث يؤدي الى توليد عدد كبير جدا من هذه الميزات في كل نافذة بحث، وسيكون حساب كل هذه الميزات مكلفاً جداً لذا يتم اختيار مجموعة صغيرة من هذه الميزات لتشكيل المصنف الفعال (القوي) عن طريق دمج خطي لتلك الميزات المختارة وذلك باستخدام خوارزمية التدريب **AdaBoost** (3).

تستقبل خوارزمية التدريب **AdaBoost** مجموعة من نماذج مجاميع التدريب - Training Set بعضها يحوي وجه مقدمة وبعضها الآخر لا يحوي وجه مقدمة وهذه النماذج تكون مؤشرة Labeled إذ يتم إعطاء (0) لأنموذج التدريب الذي لا يحوي وجهاً في حين يعطي (أ) لأنموذج التدريب الذي يحوي وجهاً، كما يتم تهيئة الأوزان الابتدائية لنماذج التدريب إذ أن نماذج التدريب التي لا تحوي لوجه مقدمة يتم أعطائه وزن $W=1/2M$ حيث M يمثل عدد نماذج التدريب التي لا تحوي وجهاً لمقدمة مركبة في حين أن نماذج التدريب التي تحوي وجهاً يتم أعطائه وزن $W=1/2L$ حيث L يمثل عدد نماذج التدريب التي تحوي صورة وجه مقدمة المركبة.

كما تستقبل خوارزمية التدريب **AdaBoost** مجموعة المصنفات الضعيفة (ميزة مستطيلة/حد عتبة) ، فإذا كان عدد نماذج صور التدريب الكلي N ، وعدد الميزات المستطيلة المستخدمة K ، فإن عدد المصنفات الضعيفة سيكون مساوياً KN ، حيث أن كل ميزة مستطيلة واحدة لها عتبة مختلفة مع كل صورة من صور التدريب بحيث تصنف تلك الصورة إلى وجه في حالة إحتوائها على صورة وجه مقدمة أو الى لا يوجد وجه في حالة عدم إحتوائها على وجه بنسبة 100% والشكل (4.3) يوضح إدخال خوارزمية **AdaBoost** (8).



الشكل (4.3) ادخالات خوارزمية AdaBoost

يتم في كل دورة اختيار مصنف ضعيف ذو اقل نسبة خطأ من بين عدد كبير من المصنفات الضعيفة، ويستخدم كل مصنف ضعيف ميزة مستطيلة واحدة والتي تفصل نماذج التدريب التي تحتوي وجه (Positive) عن نماذج التدريب التي لا تحوي وجه (خلفية) Negative بشكل جيد، ويتم تحديد قيمة حد العتبة المثالي لكل ميزة والتي عن طريقها لا يتم تصنيف عدد قليل فقط من نماذج التدريب بشكل صحيح، وهذه العملية تتكرر في كل دورة.

والمصنف النهائي والذي يسمى المصنف القوي Strong Classifier يُكوّن من خلال عملية دمج خطية موزونة للمصنفات الضعيفة التي تم اختيارها (3).

والشكل (5.3) يبين أول ميزتين تم اختيارهم من قبل خوارزمية التدريب AdaBoost لكشف وجه مقدمة مركبة إذ تركز الميزة الأولى على خاصية أن منطقة الأضواء في المقدمة عادة تكون أكثر ظلاماً من المنطقة التي تقع تحتها أي منطقة من باقي المقدمة في ظل النهار، أما الميزة الثانية المختارة فتعتمد خاصية أن الأضواء أكثر ظلاماً مما حوله من مقدمة السيارة (8).



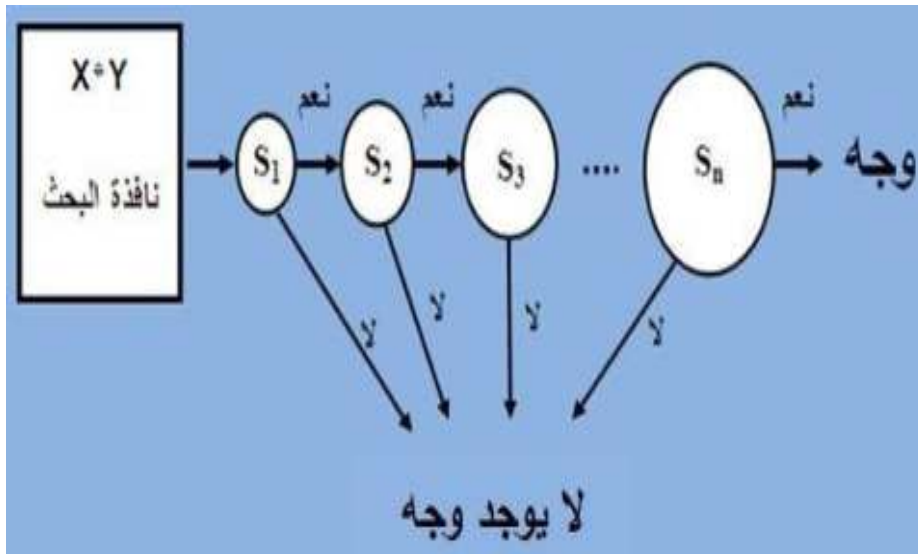
الشكل (5.3) أول ميزتين تم اختيارهم من قبل خوارزمية التدريب AdaBoost عند تطبيقها لكشف مقدمة السيارة.

9.3 سلسلة المصنفات Cascade of Classifiers

تحتوي كل صورة يتم معالجتها عدداً كبيراً من نوافذ البحث والتي يتم اختبارها الواحدة تلو الأخرى لكشف وجود أو عدم وجود وجه فيها، وبما ان أغلب نوافذ البحث هذه لا تحتوي وجهاً ولزيادة سرعة الكاشف بصورة ديناميكية يجب ان يتم إهمال نوافذ البحث التي لا تحتوي وجه في وقت مبكر، وللقيام بذلك تدمج مجموعة من المصنفات الفعالة بسلسلة Cascade، حيث تتكون هذه السلسلة من مجموعة من المراحل وكل مرحلة تحتوي مصنف فعال لتصنيف نوافذ البحث إما إلى وجه أو لا يوجد وجه.

تحتوي المراحل الأولى من السلسلة على عدد قليل من المصنفات الضعيفة وتُقيّم فيها نوافذ البحث بصورة سريعة جداً، يتم في هذه المراحل إهمال عدد كبير من نوافذ البحث التي يتم تصنيفها بأنها لا تحتوي وجه، أما نوافذ البحث التي يشتبه بأنها تحتوي وجهاً يتم إرسالها إلى المراحل التالية لإجراء معالجات إضافية عليها، والمراحل التالية تكون أكثر تعقيداً لأنها تحتوي على عدد أكبر من المصنفات الضعيفة كما أنها تستخدم لتقليل نسبة الكشف الخاطئ.

وهكذا فإن جزء الصورة داخل نافذة البحث يصنف كوجه Face إذا تم تصنيف نافذة البحث هذه في كل مراحل السلسلة بأنها وجه، وفي الوقت نفسه إذا تم تصنيف جزء الصورة داخل نافذة البحث في أي مرحلة من المراحل بأنها لا يوجد وجه ف يتم مباشرة إهمال نافذة البحث هذه أي أنها لا تدخل معالجة إضافية من قبل بقية المراحل، ويتم أخذ نافذة بحث أخرى تضم جزءاً جديداً من الصور كما في الشكل (6.3) يوضح طريقة عمل سلسلة المصنفات الفعالة (3).



الشكل (6.3) طريقة عمل سلسلة المصنفات الفعالة

10.3 تحليل المركبات الأساسية Principle Component Analysis (PCA)

تحليل المركبات الأساسية هي تقنية قياسية تستخدم في تمييز الأنماط ومعالجة الإشارة، وهي طريقة إحصائية تستخدم لتقليل أبعاد البيانات ولإستخلاص الميزات والتي تعد خطوة أساسية في تمييز الوجوه (9).

تتطوي عملية تحليل المركبات الأساسية على إجراء رياضي يقوم بتحويل عدد من المتغيرات المترابطة إلى عدد من المتغيرات غير المترابطة تسمى بالمركبات الأساسية، وترتبط هذه المركبات بالمتغيرات الأصلية عن طريق تحويل متعامد Orthogonal transformation ويُعرف هذا التحويل بطريقة بحيث أن أول مركبة أساسية تملك أعلى تباين وثاني مركبة أساسية تملك ثاني أعلى تباين وهكذا.

لا PCA تسميات عديدة بالاعتماد على ميدان تطبيقها منها:

Karhunen-Loe've Transform (KLT), The Hotelling Transform or Proper Orthogonal Decomposition

يتم رياضياً إيجاد المركبات الأساسية لتوزيع الوجوه باستخدام طريقة Eigen Face اذ يتم أولاً إيجاد متجهات الايكن Eigen Vectors لمصفوفة التباين لمجموعة من صور مقدمة الوجوه المستخدمة في التدريب ثم يتم ترتيبها تنازلياً حسب قيم الايكن لها Eigen Values ، ومن ثم تحديد قيمة معينة كحد عتبة حيث يتم إهمال متجهات الايكن التي تم اختيارها للحصول على مجموعة تسمى Eigen Faces والتي تعد مجموعة من الميزات وتوصف معاً الاختلاف بين الصور للوجوه المستخدمة في التدريب ، حيث أن كل صورة وجه تسهم بمقدار معين في تكوين الـ Eigen Faces كما ان عددها مساوياً لعدد صور الوجوه المستخدمة في التدريب.

الفائدة الرئيسية من الـ PCA هي ان طريقة Eigen Face تساعد بتقليل حجم قاعدة البيانات المطلوبة لتمييز صورة الوجه المدخلة في عملية الاختبار.

إذ لا يتم خزن الصور المستخدمة في التدريب مباشرة وإنما يتم خزن متجهات أوزانها التي يتم إيجادها عن طريق إسقاط كل واحدة من الصور المستخدمة في التدريب الى مجموعة من الـ Eigen Faces التي تم حسابها.

ويتم اسقاط صورة الوجه المدخلة في الاختبار الى مجموعة الـ Eigen Faces نفسها ويتم حساب متجهة أوزانها ومن ثم مقارنتها بمتجهات الأوزان المخزونة في قاعدة البيانات للحصول على أفضل تطابق (10).

مثلاً: لنفرض ان مجموعة صور الوجوه المستخدمة في التدريب هي:

$$I_1, I_2, I_3, \dots, I_M$$

(11) فإنه $(n*m)$ وكل صورة وجه هي عبارة عن مصفوفة ثنائية البعد

1- يتم تحويل كل صورة وجه في مجموعة التدريب الى متجه Vector ذو بعد $(nm*1)$.

2- تكون المصفوفة الثنائية T ، $T = [X_1, X_2, X_3, \dots, X_M]$ ، ذات أبعاد $(N*M)$ تضم جميع صور الوجوه

المستخدمة في التدريب، عدد الاعمدة المصفوفة T فيكون مساويا لطول المتجه أي أن $N=n*m$.

3- حساب متجه الوجه المعدل (الصورة التي تمثل المعدل لجميع صور الوجوه المستخدمة في التدريب) والذي يكون أيضاً ذا بعد $(nm*1)$ من خلال المعادلة (4):

$$\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M X_i \quad \dots \dots \dots (4)$$

4- طرح متجه الوجه المعدل من كل متجه من متجهات صور الوجوه في الموجودة في المصفوفة T بتطبيق المعادلة (5):

$$P_i = X_i - \mu \quad \dots \dots \dots (5)$$

النتائج من هذه العملية ستكون المصفوفة الثنائية A ذات البعد $(N*M)$ وكل عمود i فيها يمثل المتجه i الناتج من الخطوة السابقة،

$$A = [P_1, P_2, P_3, \dots, P_M]$$

5- حساب مصفوفة التباين S والتي تكون ذات أبعاد $(nm*nm)$ من المعادلة (6)

$$S = A \cdot A^T \quad \dots \dots \dots (6)$$

6- بعد إيجاد متجهات الايكن U_i لمصفوفة التباين S ، يتم ترتيبها تنازلياً بالاعتماد على قيم الايكن

Eigen Values التابعة لها، ويتم اخذ d من متجهات الايكن التي تحمل أعلى قيم للايكن

لاستخدامها في الخطوة الالية:

7- يتم إيجاد متجهات أوزان كل صورة وجه مستخدمة في التدريب عن طريق إسقاط كل منها على

مجموعة متجهات الايكن التي تم أخذها من خلال المعادلة (7):

$$W = U^T * P \quad \dots \dots \dots 7-8$$

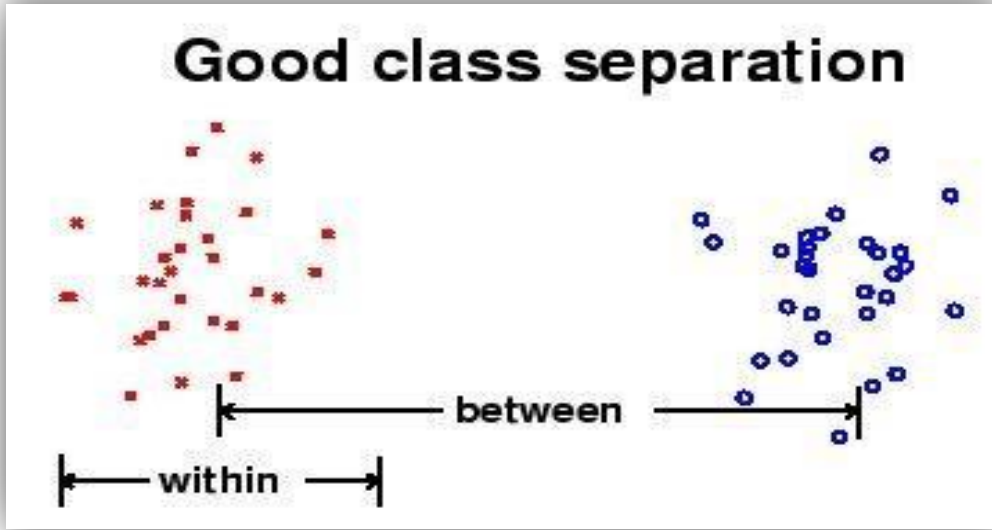
اذ ان $i=1,2,\dots,d$ ، و P تمثل صورة وجه بعد طرح الوجه المعدل منه.
 بعد تطبيق المعادلة (7) على كل الصور للوجوه المستخدمة في التدريب فإن الناتج سيكون
 أن كل صورة وجه سوف يتم تمثيلها بمتجه أوزان $[W_1, W_2, \dots, W_d]$ يحوي عدد القيم مساوي لعدد
 متجهات الايكن التي تم اختيارها (d) والتي سيتم خزنها في قاعدة البيانات لاستخدامها فيما بعد في
 عملية التصنيف.

اما في مرحلة الاختبار فيتم ادخال صورة الوجه المراد تصنيفها $Test_im$ والتي تكون أيضاً
 ذات أبعاد $(n*m)$ وتحول الى متجه أحادي ذي بعد $(nm*1)$ ومن ثم طرح منه الوجه المعدل
 الذي تم حسابه وفق المعادلة (4) وأخيراً يتم إسقاطها على متجهات الايكن نفسها التي تم اختيارها
 للحصول على متجه أوزان صورة الوجه التي يتم اختبارها من خلال المعادلة (7) .

11.3 تحليل التمييز الخطي Linear Discriminate Analysis(LDA)

وهي طريقة تقليدية في تمييز الوجوه وبنفس الوقت فاعلة في عملية التصنيف لأنها من
 الطرائق الخطية للتقليل البعدي للبيانات، تسعى خوارزمية تحليل التمييز الخطي الى إيجاد المتجهات
 التي تزيد التباين بين الأصناف المختلفة (Between-Class Scatter Matrix(SB)، بينما تقلل
 التباين بين أفراد الصنف الواحد (WithinClass Scatter Matrix(SW) أي انها تجمع (تقارب
 بين) الصور التابعة للصنف نفسه وتفصل الصور التابعة للأصناف المختلفة.

(WithinClass Scatter Matrix(SW) وتسمى أيضاً Intra-Personal والتي تمثل
 التباينات في الظهور للشخص نفسه والناتجة بسبب اختلاف الإضاءة أو التعابير الوجهية بينما
 (Between-Class Scatter Matrix(SB) والتي تسمى Extra -Personal فإنها تمثل
 التباينات في الظهور بسبب اختلاف الهوية (الشخص) ، والشكل (7.3) يوضح الفصل الجيد بين
 الأصناف المختلفة وداخل الصنف الواحد.



الشكل (7.3) الفصل الجيد بين الأصناف المختلفة وداخل الصنف الواحد

ونتيجة لـ LDA يتم تكوين متجه أوزان لكل صورة وجه سواء كان ضمن مجموعة التدريب أو لصورة الوجه الجديدة (المستخدمة في الاختبار) ، متجه الأوزان هذا يتم تكوينه عن طريق متجهات الايكن لـ $SW^{-1}SB$ والتي تسمى بالـ Fisher Faces (12).

لنفرض أن عدد صور الوجوه في مجموعة التدريب (N) وهذه الصور تقع ضمن (K) من الأصناف المختلفة (أشخاص مختلفين) X_1, X_2, \dots, X_K ، وكل صنف (شخص) فيه N_j من صور الوجوه ، والمتغير X_{ji} يمثل متجه الصورة i ضمن الصنف j $i=1,2,\dots,N_j$ $j=1,2,\dots,K$ (14) (13)-:

1- يتم تحويل صور الوجوه المستخدمة في التدريب من مصفوفات ثنائية الى متجهات أحادية.

2- حساب متجه الوجه المعدل μ_j The Sample Mean Vector و مصفوفة التباين The

Covariance Matrix S_j للصنف j ، $j=1\dots k$ وفق المعادلات (8) و(9)

$$\mu_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} x_{ji} \quad \dots \dots \dots (8)$$

$$S_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} (x_{ji} - \mu_j)(x_{ji} - \mu_j)^T \quad \dots \dots \dots (9)$$

إذ ان :

N_j يمثل صور الوجوه في كل صنف.

X_{ji} يمثل متجه الصورة i ضمن الصنف j .

μ يمثل متجه الوجه المعدل.

3- حساب مصفوفة التباين The Within-Class Covariance Matrix (S_w) وفق المعادلة (10):

$$S_w = \sum_{j=1}^K P(K_j) S_j \quad \dots \dots \dots (10)$$

إذ ان :

The Prior Class Probability $p(K_j)=1/K$ ويمثل احتمالية سابقة للصنف j

K يمثل عدد الأصناف (الأشخاص).

4- يتم حساب إجمالي الوجه المعدل The Overall Mean وفق المعادلة (11)

$$= \frac{1}{N} \sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^{N_j} x_{ji} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^K N_j \mu_j \quad \dots \dots \dots (11)$$

إذ أن N يمثل عدد الصور الكلي في مجموعة التدريب .

5- حساب مصفوفة التباين The Between-Class Covariance Matrix S_B من خلال المعادلة

(12)

$$S_B = \sum_{j=1}^K P(K_j) (\mu_j - \mu)(\mu_j - \mu)^T \quad \dots \dots \dots (12)$$

إذ أن μ يمثل إجمالي الوجه المعدل.

6- يتم إيجاد متجهات الايكن للمصفوفة الثنائية الناتجة من المعادلة (13):

$$W = \frac{S_B}{S_W} \quad \dots \dots \dots (13)$$

7- حساب متجهالاوزان لكل صورة وجه ضمن مجموعة التدريب ولصور الوجوه المستخدمة في الاختبار

وفق المعادلات (14) و(15)

$$\text{Training_Vector} = W^T \cdot \text{Image_Train_Vector} \quad \dots \dots \dots$$

(14)

$$\text{Test_Vector} = W^T \cdot \text{Image_Test_Vector} \quad \dots \dots \dots$$

(15)

12.3 شبكة الانتشار الخلفي Back Propagation Network

وهي شبكة تعلم بإشراف (15) ، تم اكتشافها من قبل عدد من الباحثين (Hinton، Williams) في العام 1986 و (Rumehart McClellands) في العام 1988 ولعبت دوراً رئيسياً في إعادة بروز الشبكات العصبية الاصطناعية بوصفها أداة لحل الكثير من المشاكل على نطاق واسع (16).

الفكرة العامة لهذه الشبكة هو استخدام الانحدار التدريجي للخطأ في تحديث الأوزان لتقليل مربع الخطأ بين قيم الإخراجات للشبكة وقيم إخراجات الهدف، إذ يتم استخدام مقدار الخطأ الناتج بقوانين التحديث لتغيير الأوزان عند كل طبقة Layer من الشبكة ابتداءً من طبقة الإخراج وانتهاءً بطبقة الإدخال ولذلك سميت بشبكة الانتشار الخلفي، وقد تم إختيارها مصنفاً في النظام المقترح بسبب بساطتها وقدرتها في التعرف على نمط تحت إشراف.

1.12.3 خوارزمية تعليم شبكة الانتشار الخلفي

إن عملية تعليم (تدريب) شبكة الانتشار الخلفي تمر بالمراحل التالية (17) :

أ- مرحلة الانتشار الامامي Forward Propagation

تنتشر الإشارة الداخلة من طبقة الادخال Input Layer خلال الطبقة (الطبقات) المخفية وصولاً الى طبقة الإخراج Output Layer .

خلال مرحلة الانتشار الامامي من معالجة الإشارة فإن قيمة الوزن وقيمة عامل الانحياز للشبكة يبقى ثابتاً والحالة لكل طبقة من الخلية فقط تؤثر على الطبقة التالية لها من الخلية. وفي حالة عدم تحقيق الإخراج المطلوب Target عند طبقة الإخراج يتم التحويل الى الانتشار الخلفي لنشر إشارة الخطأ The Error Signal .

ب-مرحلة الانتشار الخلفي (التغذية العكسية) Back Propagation

يدعى الفرق بين الإخراج الحقيقي للشبكة والإخراج المطلوب (Target) بـ إشارة الخطأ Error Signal .

تنتشر في هذه المرحلة إشارة الخطأ من طبقة الإخراج إلى طبقة بعد أخرى، كما تُعدّل قيمة الأوزان للشبكة باستخدام قيمة الخطأ الراجع .

وتستمر عملية تعديل الاوزان وقيمة عامل الانحياز لجعل الإخراج الحقيقي للشبكة مساوياً تقريباً للإخراج المطلوب.

13.3 النظام المقترح The Proposed System

ان فكرة النظام المقترح هو تمييز المركبات وتتبعها في حال من خلال قاعدة بيانات في النظام (مدرب عليها) فضلاً عن تمييز حتى المركبات التي لا وجود لها في قاعدة البيانات (غير المدرب عليها) بوصفها صور غريبة وذلك من خلال عملية كشف وتمييز اشكال المركبات التلقائي. اذ يعتمد نظام المراقبة المقترح على تدفق فيديو حي Live Video يتم الحصول عليه من كاميرا مراقبة.

يتكون النظام من أربع مراحل رئيسية:

- 1- مرحلة تكوين قاعدة البيانات حيث تتم بصورة آنية. فعند تفعيل هذه المرحلة يتم الحصول على تدفق فيديو حي وتبدأ خوارزمية الكشف بالعمل ويتم تحديد موقع المركبة من امام الكاميرا واستقطاع صورة المركبة و تخزينها فضلاً عم معلومات أخرى مثل نوع المركبة وطولها ورقم الصورة المأخوذة.
 - 2- مرحلة استخلاص الميزات ويتم فيها تحميل الصور التي تم أخذها لأنواع من المركبات مختلفة وتطبيق خوارزمية تحليل المركبات الأساسية ثم تليها تطبيق خوارزمية تحليل التمييز الخطي عليها لاستخلاص الميزات منها ويتم خزن الناتج في ملف نصية.
 - 3- مرحلة تدريب الشبكة العصبية على الميزات التي تم استخلاصها من صور المركبات.
 - 4- مرحلة التمييز وتكون بصورة آنية.
- فعند تفعيلها تبدأ خوارزمية الكشف والشبكة العصبية بالعمل وبمجرد وقوف المركبة امام الكاميرا يتم تحديد موقع وشكلها واستخلاص الميزات منه وادخالها الى الشبكة العصبية لغرض استرجاع معلوماته المخزنة والمتمثلة بنوع المركبة وتفصيلها الأخرى.
- والشكل (8.3) يوضح مخطط النظام المقترح.



الشكل (8.3) مخطط النظام المقترح

14.3 النتائج:

تم اجراء العديد من التجارب لبيان نتائج التطبيق للنظام المقترح، وقد تم في البداية إجراء التجربة الأولى على التدفق الفيديوي الحي وفيها تم حساب نسبة التمييز بالاعتماد على Frame 25 من كل ثانية على اعتبار انه الاطار الرئيسي Key Frame (كل ثانية تحوي 25 إطاراً) . اما التجربة الثانية والتي تم اجرائها ايضاً على التدفق الفيديوي الحي ولكن بطريقة حساب نسبة التمييز لا تعتمد على إطار رئيس وانما على محصلة الـ 25 اطار . أي يتم اخذ شكل المركبة الأكثر تكرارا خلال الـ 25 إطار.

1.14.3 التجربة الأولى:

تم تطبيق طريقة التمييز المقترحة بصورة آنية على التدفق الفيديوي الحي، اذ تم اخذ صور لمجموعة من المركبات البالغ عددها (30) مركبة، وتم اخذ (40) صورة لكل منها وخرننها وتكوين قاعدة بيانات وتمت عملية أخذ الصور بصورة آنية وبكاميرا المراقبة المستخدمة في التمييز نفسها، وتم في هذه التجربة الاعتماد على الإطار الرئيس في حساب نسبة التمييز.

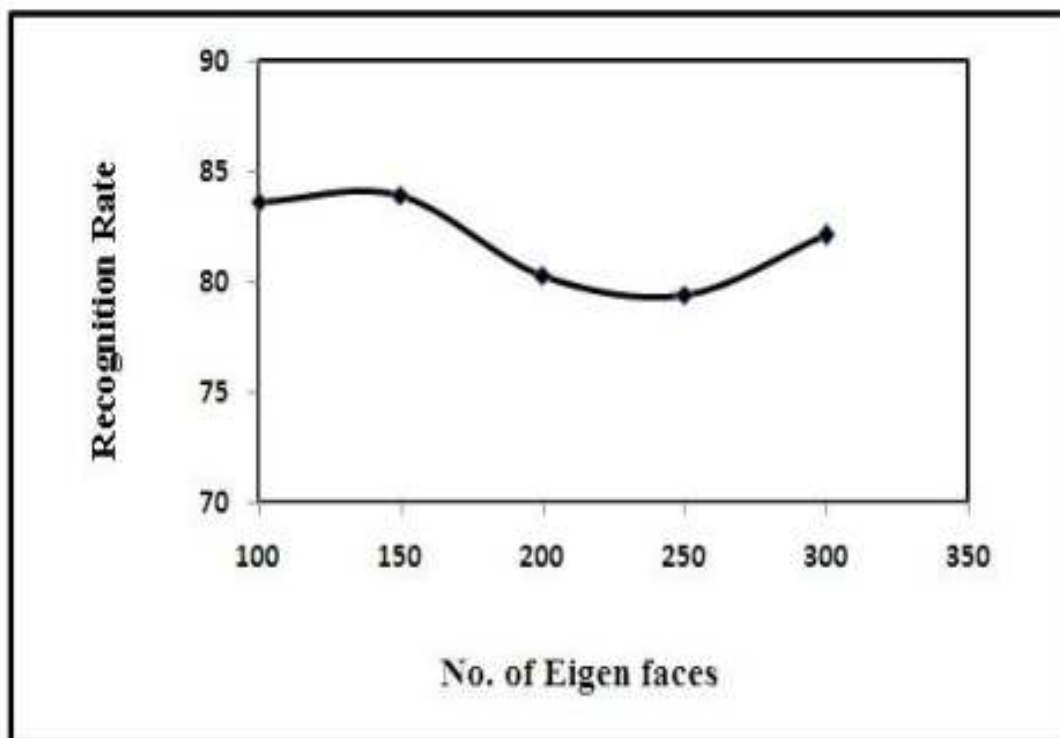
2.14.3 نتائج تطبيق الـ PCA+NN

تم حساب نسب التمييز في حالة استخدام طريقة تحليل المركبات الأساسية PCA وحدها في استخلاص الخواص واستخدام الشبكة العصبية NN في التمييز وبالاعتماد على الإطار الرئيس، فعند أخذ (100) من المتجهات الايكن ذات الأعلى Eigen Values كانت نسبة التمييز 83.6%، وعند أخذ (150) من متجهات الايكن ارتفعت نسبة التمييز الى 83.9%، وانخفضت هذه النسبة

الى 80.3% ثم الى 79.4% عندما تم أخذ 200 و 250 على التوالي من متجهات الايكن، وعند أخذ 300 من متجهات الايكن ارتفعت النسبة الى 82.1%.

وان نسب التمييز عند عدد متجهات الايكن (100،150،200،250،300) على التوالي

موضحة بالشكل (9.3):



الشكل (9.3) نسب التمييز الآني لطريقة PCA+NN في التجربة الأولى

3.14.3 نتائج تطبيق الـ PCA+LDA+NN

تم حساب نسبة التمييز في حالة اختيار (100،150،200،250،300) على التوالي من متجهات الايكن في الـ PCA، ولكل حالة تم اختيار قيم معينة من متجهات الايكن في الـ LDA وتم حساب نسبة التمييز في كل حالة وتوضيحها بالجدول (3.3).

جدول رقم (3.3) نتائج التمييز الآني من خلال متجهات PCA و LDA وتمييز NN

بالاعتماد على الإطار الرئيسي

نسبة التمييز الصحيح للشبكة العصبية NN	نسبة تمييز الاشكال الغريبة	نسبة الرفض الخاطئ	نسبة القبول الخاطئ	قيم معينة لمتجهات الايكن (Eigen) في خوارزمية LDA	متجهات الايكن (Eigen) في خوارزمية PCA
20	1	2	2	25	100
43	1	3	3	50	
66	1	3	5	75	
85	1	5	9	100	
214	4	13	19	المجموع	
41	1	2	6	50	150
87	2	2	9	100	
131	-	2	17	150	
259	3	6	32	المجموع	
41	2	2	4	50	200
83	3	5	9	100	
123	3	12	12	150	
171	5	7	17	200	
418	13	26	42	المجموع	
186	1	2	6	50	250
85	2	3	10	100	
125	5	6	14	150	

164	6	10	20	200	
203	5	12	30	250	
763	19	33	80	المجموع	
41	2	3	4	50	300
79	3	9	9	100	
125	3	11	11	150	
174	-	10	16	200	
211	8	13	18	250	
256	9	12	23	300	
886	25	58	81	المجموع	

تم حساب نسبة التمييز في حالة اختيار (300،250،200،150،100) على التوالي من متجهات الايكن في الـ PCA، وتم حساب نسبة التمييز في كل حالة وتوضيحها بالجدول (4.3).

جدول رقم (4.3) المحصلة النهائية لنتائج التمييز الآني من خلال متجهات PCA وتمييز NN

بالاعتماد على الإطار الرئيسي

عدد مرات التمييز الصحيح للشبكة العصبية NN	عدد مرات تمييز الاشكال الغريبة	عدد مرات الرفض الخاطئ	عدد مرات القبول الخاطئ	متجهات PCA
114	4	13	19	100
259	3	6	32	150
418	13	26	42	200
536	19	33	80	250
895	23	56	81	300
2222	62	134	254	المجموع

وكذلك تم حساب نسبة التمييز في حالة اختيار عينات من متجهات الايكن في الـ LDA، وتم حساب نسبة التمييز في كل حالة وتوضيحها بالجدول (5.3).

جدول رقم (5.3) المحصلة النهائية لنتائج التمييز الآتي من خلال متجهات LDA وتمييز NN

بالاعتماد على الإطار الرئيسي

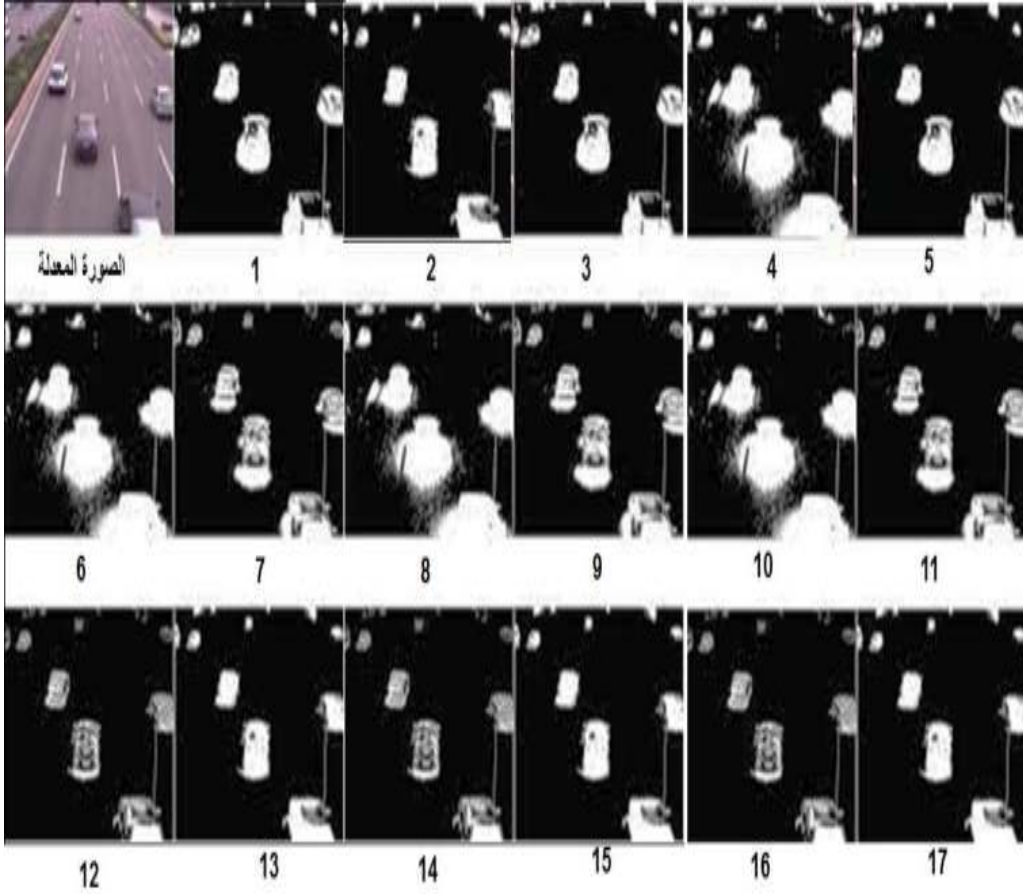
نسبة التمييز الصحيح للمشبكة العصبية NN	نسبة تمييز الاشكال الغريبة	نسبة الرفض الخاطئ	نسبة القبول الخاطئ	قيم معينة لمتجهات الايكن (Eigen) في خوارزمية LDA
20	1	2	2	25
43	1	3	3	50
66	1	3	5	75
85	1	5	9	100
114	4	13	19	المجموع
41	1	2	6	50
87	2	2	9	100
131	-	2	17	150
259	3	6	32	المجموع
41	2	2	4	50
83	3	5	9	100
123	3	12	12	150
171	5	7	17	200
418	13	26	42	المجموع
186	1	2	6	50
85	2	3	10	100
125	5	6	14	150

164	6	10	20	200
203	5	12	30	250
763	19	33	80	المجموع
41	2	3	4	50
79	3	9	9	100
125	3	11	11	150
174	-	10	16	200
211	8	13	18	250
256	9	12	23	300
886	25	58	81	المجموع

الشكل رقم (10.3) يوضح صور المركبات التي تم تمييزهم بصورة أنية في التجربة الأولى والثانية
كما يوضح الشكل (11.3) صورة شكل المركبة المعدل وصور Eigen Faces ذات الاعلى قيم
الايكن لمجموعة صور الاشكال المستخدمة في التدريب في التجربة الأولى والثانية:



الشكل رقم (10.3) صور متنوعة لمركبات تم تمييزهم في التجربة الأولى والثانية



الشكل رقم (11.3) صورة المركبة المعدل و 17 صورة لمتجهات الايكن ذات الأعلى قيم الايكن

15.3 التجربة الثانية:

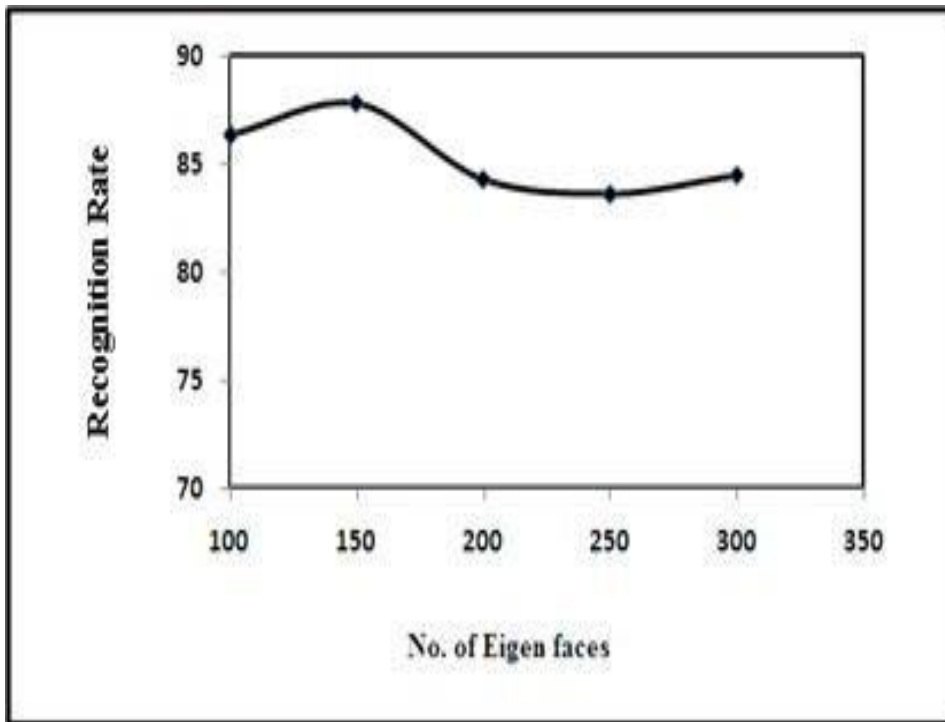
هذه التجربة مشابهة للتجربة السابقة ما عدا ان طريقة حساب نسبة التمييز لا تعتمد على إطار رئيس وإنما على محصلة الـ 25 إطاراً أي يتم أخذ شكل المركبة الأكثر تكراراً خلال الـ 25 إطار.

1.15.3 نتائج تطبيق الـ PCA+NN

تم حساب نسب التمييز في حالة استخدام طريقة تحليل المركبات الأساسية وحدها في استخلاص الخواص والشبكة العصبية في التمييز وبالاعتماد على محصلة الـ 25 إطار، فعند أخذ 100 من متجهات الايكن ذات الأعلى قيم الايكن كانت نسبة التمييز 86.3%، وعند أخذ 150 من متجهات الايكن ارتفعت نسبة التمييز الى 87.8%، وانخفضت هذه النسبة الى 84.3% ثم الى

83.6% عندما تم أخذ 200 و 250 على التوالي من متجهات الايكن، وعند أخذ 300 من متجهات الايكن ارتفعت النسبة الى 84.5%.

وأن نسب التمييز عندما تكون عدد متجهات الايكن (100،150،200،250،300) على التوالي موضحة الشكل (12.3).



الشكل (12.3) نسب التمييز الآني لطريقة PCA+NN في التجربة الثانية

2.15.3 نتائج تطبيق الـ PCA+LDA+NN

تم حساب نسبة التمييز في حالة اختيار (100،150،200،250،300) على التوالي من متجهات الايكن في الـ PCA، ولكل حالة تم اختيار قيم معينة من متجهات الايكن في الـ LDA ونسبة التمييز NN في كل حالة تم حسابها وتوضيحها بالجدول (6.3). كذلك في جدول رقم (7.3) تم حساب نتائج التمييز الآني NN من خلال متجهات PCA بالاعتماد كذلك على محصلة مجموع الإطارات وفي الجدول رقم (8.3) تم حساب نتائج التمييز الآني من خلال متجهات LDA وتمييز NN بالاعتماد على محصلة مجموع الإطارات كذلك.

جدول رقم (6.3) نتائج التمييز الآني من خلال متجهات PCA و LDA وتمييز NN بالاعتماد على محصلة مجموع الإطارات

متجهات الايكن (Eigen) في خوارزمية PCA	قيم معينة لمتجهات الايكن (Eigen) في خوارزمية LDA	نسبة القبول الخاطئ	نسبة الرفض الخاطئ	نسبة تمييز الاشكال الغريبة	نسبة التمييز الصحيح NN
100	25	2	1	1	21
	50	2	1	0	47
	75	3	2	0	70
	100	6	4	1	89
	المجموع	13	8	2	227
150	50	3	2	1	44
	75	5	4	0	91
	150	7	4	0	139
	المجموع	15	10	1	274
200	50	2	2	1	45
	100	6	5	2	87
	150	11	7	2	130
	200	14	9	5	172
	المجموع	33	23	10	434
250	50	3	2	1	44
	100	5	5	2	88
	150	8	7	1	134
	200	13	10	6	171
	250	18	14	9	210

647	19	38	47	المجموع	
43	1	3	3	50	300
84	3	6	7	100	
134	2	6	8	150	
182	1	7	10	200	
220	4	11	15	250	
265	6	11	18	300	
928	17	44	61	المجموع	

جدول رقم (7.3) نتائج التمييز الآني من خلال متجهات PCA وتمييز NN بالاعتماد على
محصلة مجموع الإطارات

عدد مرات التمييز الصحيح للشبكة العصبية NN	عدد مرات تمييز الاشكال الغريبة	عدد مرات الرفض الخاطئ	عدد مرات القبول الخاطئ	متجهات PCA
227	2	8	13	100
274	1	10	15	150
504	10	23	33	200
647	19	38	47	250
928	17	44	61	300
2580	49	123	169	المجموع

جدول رقم (8.3) المحصلة النهائية لنتائج التمييز الآني من خلال متجهات LDA وتمييز NN
بالاعتماد على محصلة مجموع الإطارات

نسبة التمييز الصحيح NN	نسبة تمييز الاشكال الغريبة	نسبة الرفض الخاطئ	نسبة القبول الخاطئ	قيم معينة لمتجهات الايكن (Eigen) في خوارزمية LDA
21	1	1	2	25
47	0	1	2	50
70	0	2	3	75
89	1	4	6	100
227	2	8	13	المجموع
44	1	2	3	50
91	0	4	5	75
139	0	4	7	150
274	1	10	15	المجموع
45	1	2	2	50
87	2	5	6	100
130	2	7	11	150
172	5	9	14	200
434	10	23	33	المجموع
44	1	2	3	50
88	2	5	5	100
134	1	7	8	150
171	6	10	13	200
210	9	14	18	250

647	19	38	47	المجموع
43	1	3	3	50
84	3	6	7	100
134	2	6	8	150
182	1	7	10	200
220	4	11	15	250
265	6	11	18	300
928	17	44	61	المجموع



الشكل رقم (13.3) رسم بياني لمقارنة الإطار الرئيسي مع محصلة مجموع الاطارات بالنسبة للمتجه (100)



الشكل رقم (14.3) رسم بياني لمقارنة الإطار الرئيسي مع محصلة مجموع الاطارات بالنسبة للمتجه (150)



الشكل رقم (15.3) رسم بياني لمقارنة الإطار الرئيسي مع محصلة مجموع الاطارات بالنسبة للمتجه (200)



الشكل رقم (16.3) رسم بياني لمقارنة الإطار الرئيسي مع محصلة مجموع الأطارات بالنسبة للمتجه (250)

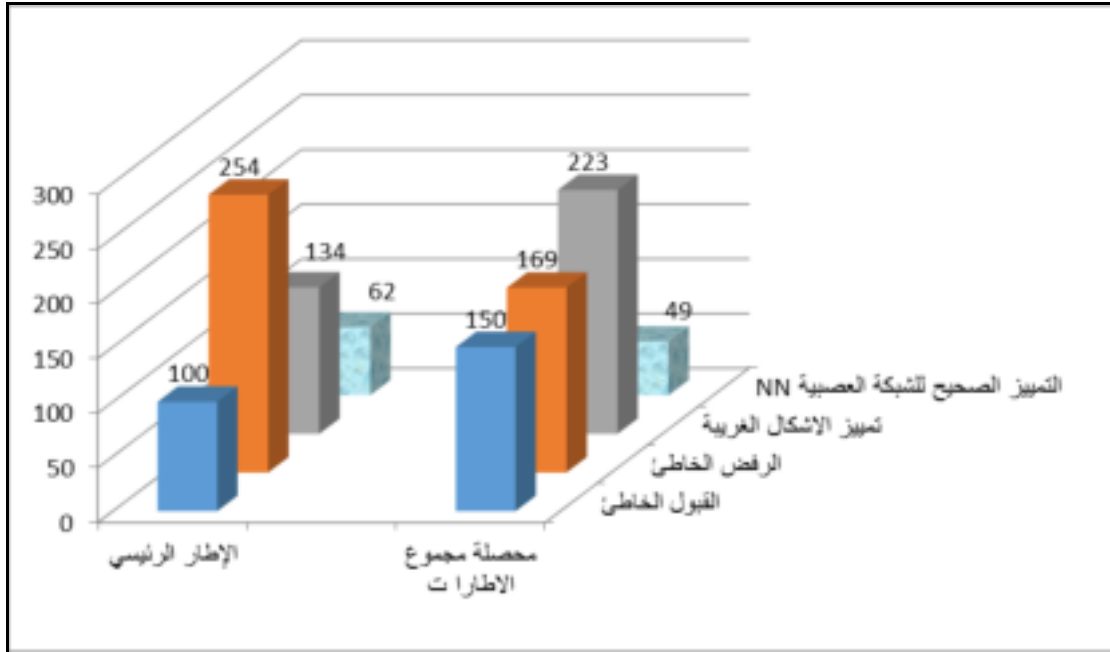


الشكل رقم (17.3) رسم بياني لمقارنة الإطار الرئيسي مع محصلة مجموع الأطارات بالنسبة للمتجه (300)

جدول رقم (9.3) المقارنة بين التمييز الآني من خلال متجهات PCA و LDA و تمييز NN

لطريقتي الاطار الرئيسي ومحصلة مجموع الإطارات

الطرق	المتجهات	عدد مرات القبول الخاطئ	عدد مرات الرفض الخاطئ	عدد مرات تمييز الاشكال الغريبة	عدد مرات التمييز الصحيح للشبكة العصبية NN
الإطار الرئيسي	100	254	134	62	2222
محصلة مجموع الاطارات	150	169	223	49	2580



شكل رقم (18.3) رسم بياني للمقارنة بين التمييز الآني من خلال متجهات PCA و LDA و تمييز NN

وطريقتي الاطار الرئيسي ومحصلة مجموع الإطارات

الجدول رقم (10.3) يوضح نتيجة اختبار الفرق بين طريقة الإطار الرئيسي ومحصلة مجموع

الإطارات

الطرق	الوسط الحسابي	الانحراف المعياري	T-TEST	درجات الحرية	القيمة الاحتمالية	الدلالة الاحصائية
الإطار الرئيسي	5.5	9.987	3.962	4	0.008	دالة احصائياً
محصلة مجموع الإطارات	6.3	10.558				

المصدر اعداد الباحث برنامج SPSS

يتبين من الجدول اعلاه ان قيمة T-TEST هي (3.962) بقيمة احتمالية (0.008) وهي اقل من القيمة المعنوية (0.05) هذا يعني انه توجد علاقة ذات دلالة إحصائية بين طريقة الإطار الرئيسي ومحصلة مجموع الاطارات.

16.3 الاستنتاجات

- بعد تمام العمل واستعراض النتائج التي ظهرت من خلال التجارب والتطبيقات العملية على الخوارزميات المعتمدة في النظام المقترح تم التوصيل الى مجموعة من الاستنتاجات:
- زيادة إمكانية التمييز للشكل الواحد للمركبة أو أكثر ضمن إطار الفيديو في حالة الاعتماد على الإطار الرئيسي.
 - ازدياد نسب التمييز في طريقة PCA+NN وكذلك نسب التمييز في طريقه PCA+LDA+NN عندما تم الاعتماد على محصلة 25 إطار فيديو بدلاً من الاعتماد على الإطار الرئيس في حساب نسبة التمييز.
 - الاعتماد على محصلة 25 إطار في حساب نسب التمييز حدد التمييز بوجه واحد في الإطار الفيديوي.
- اعلى نسب التمييز التي تم الحصول عليها في التجريبتين سواء عند تطبيق طريقة PCA وحدها في استخلاص الميزات أو عند تطبيق طريقة PCA+LDA هي عندما يتم اختيار عدد متجهات الايكن في خوارزمية PCA بين (25-40%) من عدد المتجهات الكلي الناتجة والتي تحمل أعلى قيمة أيكن.

الفصل الرابع المنهج المقترح

الفصل الرابع

المنهج المقترح

1.4 المنهج المقترح

والهدف من هذا الفصل هو تقديم خوارزمية التتبع المستهدفة المقترحة بشيء من التفصيل. ومناقشة لمختلف جوانب أساليب الاستخراج التي ستستخدم في خوارزمية التتبع نبتدأ ذلك بتفصيل مسهب لعمل الخوارزمية في التكنولوجيا وتفاصيلها.

الخوارزمية هي عبارة عن مجموعة من الخطوات المتسلسلة التي تصف بصورة مضبوطة وبدون أي غموض جميع الخطوات الرياضية والمنطقية اللازمة لحل مسألة ما. ولكن هذا الوصف في كثير من الأحيان يكون معقداً وصعب الملاحظة والتتبع لذلك فإن خريطة سير العمليات التي تمثل وصفاً تصويرياً لخطوات الخوارزمية تكون أكثر وضوحاً.

وخريطة سير العمليات تقوم مقام الخوارزمية ويمكن بواسطتها ملاحظة تتبع التسلسل المنطقي لحل المسألة بكل سهولة، وغالباً ما تكون استخراج الخوارزمية من خريطة سير العمليات أسهل بكثير من كتابة الخوارزمية مباشرة.

ازداد استخدام الصور الرقمية في السنوات الأخيرة نظراً لتوافر التكنولوجيا والأجهزة التي جعلت عملية التعامل مع الصور من الأمور السهلة والبسيطة، فالكاميرات التقليدية تعتمد على أساس فيزيائي يتحكم المستخدم بنسبة الإضاءة الداخلة إلى العدسة عن طريق التحكم بحجمها وباتجاه الضوء، أما الكاميرا الرقمية فلا تتطلب سوى دراية بسيطة من قبل المستخدم ومبدأ عملها يعتمد على تحويل الضوء إلى شحنات كهربائية، وتحويل الصورة إلى سلسلة من الأصفار والآحاد لتمثل كل النقاط الملونة في الصورة [1]، وفي حالة النقاط الصورة في جو غائم أو موقع معتم تظهر مشكلة تعرف بـ (Bad Contrast) وهي حالة التوزيع السيئ للإضاءة في محيط تفاصيل الصورة، وهي من أكثر المشاكل التي تواجه المستخدمين أو الباحثين لدى عملهم على صور علمية مثل صور الأشعة الطبية المعتمة، أو صور الوثائق القديمة، وصور الآثار التي غالباً ما تكون معتمة وكذلك الصور المأخوذة من الأقمار الصناعية فضلاً عن الصور ذات الاستخدام العام من قبل المستخدمين.

1.1.4 أسباب الخلل في التباين:

يشير مصطلح التباين إلى مقدار الاختلاف بين الإضاءة المختلفة لعناصر الصورة إذ يعرف التباين (Contrast): "على أنه النسبة بين إضاءة الأجسام وإضاءة الأرضية التي تقع عليها الأجسام"، [01] إذ يعتمد التحسس للتباين على التوزيع أحيادي للمناطق المضيئة والمعتمة في الصورة، إن شدة الإضاءة أو السطوع (Brightness) المتوافر عند التقاط الصورة الذي يعبر عن كمية الضوء المنعكس من أو المنتقل من خلال الكائن (Object) الذي تلتقط صورته بواسطة الكاميرا من أهم الأمور التي تؤثر في جودة الصورة [8] فإذا كان المستخدم (لا يملك خبرة في كيفية التعامل مع الضوء) وهو من أهم المسائل التي على المصور الانتباه إليها سيحصل على صورة إما معتمة أو عالية الإضاءة بسبب سوء توزيع ألوان الصورة المأخوذة نتيجة عدم توفر الإضاءة المناسبة في محيط الصورة عند التقاطها، فالتباين الجيد (Good Contrast) هو الذي تتوافر فيه مستويات إضاءة تكون مختلفة فيما بينها بشكل يجعل الصورة واضحة المعالم فكلما توافرت الإضاءة الكافية، تصبح الصورة واضحة المعالم وذات تباين لوني وبريق مقبول، أما التباين السيئ (Bad Contrast) فينشأ عندما يكون الاختلاف بين مستويات الإضاءة إما قليلاً بحيث يجعل الصورة باهتة الألوان لا يمكن تمييز معالمها وتسمى هذه الحالة بقلة التباين (Low Contrast) أو يكون الاختلاف كبيراً إلى درجة يجعل مناطق من الصورة معتمة جداً ومناطق أخرى ساطعة وتسمى هذه الحالة التباين العالي (High Contrast) وفي كلا النوعين تكون الصورة ذات ظهور مرئي غير جيد مما أدى إلى ضرورة معالجة هذه المشكلة.

2.1.4 تعريف اللون:

يستجيب نظام الرؤية في عين الإنسان لمدى واسع من مستويات الإضاءة وهذه الاستجابة تختلف اعتماداً على معدل الإضاءة الملاحظ والمحدد بحد العتبة للعتمة (Dark Threshold) وحد للسطوع (Glare Limited)، فالكثافات الضوئية التي هي أقل من حد العتبة للعتمة تكون معتمة جداً بحيث لا تُرى أما الكثافات التي أكثر من حد السطوع تكون مضيئة جداً حيث يصعب على الناظر تمييز تفاصيل الصورة [01]. ويعرف اللون بأنه "صفة للإدراك المرئي لضوء ذو طول موجي معين يوصف كل طول موجي معين بصفة مثل (الأحمر، الأخضر، أبيض....) وذلك حسب تأثير الضوء في

شبكة العين"، [3] حيث يوجد بعض الألوان الرئيسية وبمزج هذه الألوان تنتج ألوان جديدة بتدرجات مختلفة ماعدا التدرجات الرمادية إذ لا تعد إحدى صفات اللون، لذا يوجد تصنيفان للون [9] :

1. (Chromatic colors) : ويقصد أي لون ذي صبغة أي ألوان الطيف

المعروفة ماعدا الأبيض والأسود والتدرجات الرمادية.

2. (Achromatic colors) : (التي لا تعتبر لوناً نقياً ذا صبغة مثل) الأبيض

والأسود والتدرجات الرمادية.

3.1.4 تمثيل الصور الرقمية (Digital Images Representation):

في جهاز الحاسوب تتم قراءة اللون من معرفة إحداثيات النقطة الضوئية في الصورة ، وتمثل الصورة الرقمية مصفوفة ثنائية الأبعاد (Two Dimensional Array) من البيانات الرقمية التي تمثل كل منها قيمة شدة الإضاءة لأصغر عنصر في الصورة (Pixel)، وتختلف الصور من حيث عدد الألوان الذي بدوره يختلف باختلاف عدد الـ (Bits) التي تحجزها كل نقطة ضوئية (Pixel) في الصورة، ويتم تمثيل قيمة اللون في الشاشات الرقمية حسب نظام (RGB) وهذا النظام مشتق من تمييز الإنسان لثلاثة أطوال موجية رئيسية هي الأحمر والأخضر والأزرق (أما باقي الألوان فتقع بين هذه الثلاثة) [3][5] اللون الأبيض ينتج من دمج هذه الألوان بنسب متساوية واللون الأسود يرمز له باللون صفر أي يمثل حالة عدم وجود لون [01]، ويوجد ثلاثة أنواع للصور الرقمية [7] وهي :

1. (Binary Images) . صور ثنائية اللون

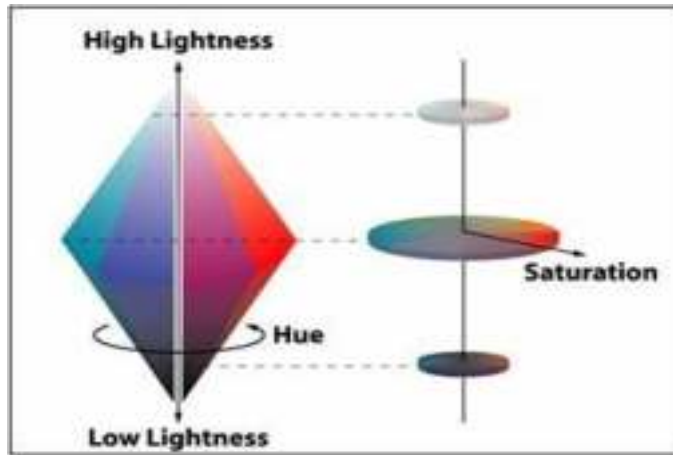
2. (Gray Level Images). صور ذات التدرج الرمادي

3. (Colored Images) . الصور الملونة

4.1.4 العوامل المؤثرة على تمثيل اللون :

تختلف قيمة اللون باختلاف ثلاثة عوامل رئيسية هذه العوامل تحدد اللون الذي يراه الإنسان لذلك فان تمييز اللون يعتمد على ثلاثة عناصر (Hue, Saturation, Value) وتعرف بنظام (HSV) وكذلك يسمى بـ (HSL) أو (HSI) هذا النظام يعمل على وصف اللون حسب استقباله من قبل الإنسان بعد تعرضه لعدة عوامل وهي: [3][5]

1. الطول الموجي للون (Dominate wavelength): و يعرف بـ (Hue) إذ يمثل قيمة اللون الفعلي الناتج من الضوء حسب الطول الموجي لكل لون إذ يمثل صفة الضوء المنعكس من الأسطح أو الأجسام.
2. الإشباع (Saturation): يمثل درجة التشبع اللوني للون مثلا اللون الناتج من طول موجي معين غير الممزوج بلون آخر يعتبر لوناً عالي التشبع أي لوناً نقياً، وكلما زادت نسبة اللون الأبيض قلت نسبة التشبع.
3. شدة اللون (Value, Lightness, Intensity): التسميات الثلاثة لها نفس الدلالة إذ تمثل قيمة البريق للون وهو مقياس لمقدار الضوء المنعكس من الأجسام أو مقدار الطاقة الناتجة من الأجسام التي تساعد العين البشرية على رؤية اللون، وهذا أهم عامل لتمييز اللون إذ يصعب تمييز اللون في المناطق المعتمة أو عند عدم توافر إضاءة أو عند تسليط ضوء ساطع وكلما زاد نسبة اللون الأبيض قل بريق اللون ومن ثم فقد خواصه، والشكل (4.1) يوضح هذه المفاهيم الثلاثة إذ يتغير (Hue) بشكل عمودي ونسبة التشبع تتغير بشكل قطري أما الإضاءة فتزاد كلما اتجهنا إلى الأعلى.



الشكل (1.4) يوضح نظام (HVS) لتعريف اللون

5.1.4 المنطق المضبب (Fuzzy Logic) :

طرحت المجموعات المضببة والمنطق المضبب من قبل العالم الأذربيجاني الأصل لطفي خليل زاده في عام (5691)، ومنذ ذلك الحين أصبحت طرائق المنطق المضبب إحدى الأساليب الرياضية الحديثة التي تُستخدم الآن في نمذجة النظم المختلفة [2].

تتعامل نظرية المجموعات المضببة (Fuzzy Set Theory) مع المسائل التي تتضمن لا وثوقية لغوية نتيجة الغموض في بعض العبارات اللغوية مثل "قديم"، "عال"، "طويل"،

"حار"، ... الخ، وكذلك في المجموعات التي لا يمكن أن نحددها بشكل قطعي مثل مجموعة "الأبنية القديمة"، مجموعة "ضغط الدم العالي"، وهذا الالتباس أو الغموض في بعض المصطلحات اللغوية يمكن التعامل معه من خلال المجموعات المضببة وذلك بالتخلص من شكل الحدود التي تفصل العناصر التي تنتمي إلى المجموعة والعناصر التي لا تنتمي إليها عن طريق إعطاء صيغة قانونية للتعامل مع حالة عدم الدقة الحقيقية للعديد من المسائل وسنتناول فيما يلي تعريف بعض المفاهيم الأساسية للمجموعات المضببة .

1.5.1.4 المجموعات الهشة والمجموعات المضببة (Crisp Set and Fuzzy Sets) :

1. المجموعات الهشة (Crisp Set)

من المعروف أنه عند التعامل مع المجموعات الكلاسيكية (Classical Sets) ، تكون العناصر في المجموعة الشاملة إما عضواً (Member) أو ليست عضواً في تلك المجموعة وبهذا فإن الانتماء أو ما يسمى بالعضوية (Membership) للعناصر يكون هشا أي يكون إما نعم أو لا، صواباً أو خطأ [2][9] وهذه الصفة هي التي تميز المجموعة الكلاسيكية ولذلك تسمى بمصطلح نظرية المجموعات المضببة بالمجموعة الهشة (Crisp Set) وكما موضح:

مثلاً: لتكن (X) تمثل المجموعة الشاملة وإن (A) هي مجموعة هشة معينة، نلاحظ إن جميع عناصر المجموعة (X) يمكن أن تحدد لتكون إما أعضاء أو ليست أعضاء في المجموعة (A) التي يمكن أن نعرفها بدالة مميزة (Characteristic Function) والتي يرمز لها بالرمز $\mu^A(x)$ (وبحيث تكون صيغتها بالشكل الآتي :

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \in A \\ 0 & \text{if } x \notin A \end{cases} \quad \dots(1)$$

2. المجموعات المضببة (Fuzzy Sets)

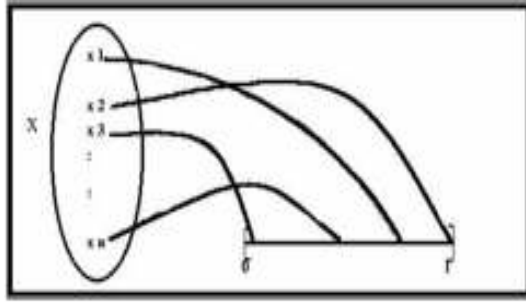
تعد المجموعات المضببة تعميماً للمجموعات الهشة وذلك بإعطاء درجة للعضوية لكل عنصر في المجموعة، وبهذا يمكننا تعريف المجموعة المضببة بأنها مجموعة جزئية من المجموعة الشاملة (X) يمكن للعناصر فيها أن تكون منتمية انتماءً جزئياً، (أو ما يعرف

بالصواب الجزئي) يطلق على درجة انتمائها درجة العضوية (Membership degree) والتي تكون أعداداً حقيقية تقع ضمن الفترة المغلقة [0,1] وتمثل درجة العضوية بالشكل الآتي:

$$\mu_A : X \rightarrow [0,1] \quad \dots(2)$$

2.5.1.4 دالة العضوية (Membership Function)

إن كل مجموعة مضببة (A) معرفة بدلالة مجموعة شاملة مناسبة (X) تعرف بواسطة دالة، تشبه الدالة المميزة للمجموعات الهشة، تسمى بدالة العضوية ويرمز لها بـ $(\mu^A(x))$ ، حيث أن $(x \in X)$ وكل عنصر تؤشر له قيمة تقع في الفترة المغلقة [0,1] ويمكن توضيح الدالة العضوية بالشكل الآتي :



الشكل (4.2) يوضح التمثيل العام لدالة العضوية

3.5.1.4 تمثيل الدوال العضوية (Representation of Membership Functions) :

يمكن تمثيل الدوال العضوية بأكثر من طريقة، وندرج في أدناه أكثر هذه

الطرائق شيوعاً [2]:

1. التمثيل البياني (Graphical Representation): يعد هذا التمثيل من

أكثر الطرائق شيوعاً في الاستخدام، حيث تمتلئ ل دالة العضوية بمنحني معين يمكن اختياره حسب طبيعة المسألة .

2. التمثيل الجدولي (Tabular Representation): يضم الجدول الممثل

للمجموعة المضببة جميع العناصر في المجموعة الشاملة ودرجات العضوية المطابقة لها وتستخدم هذه الطريقة عندما نميز المجموعة المضببة لأعضاء المجموعة التي تكون مرتبطة مع درجات العضوية في المجموعة .

3. التمثيل الهندسي (Geometric Representation): لتكن (X) مجموعة شاملة منتهية تضم (n) من العناصر $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ ، إن كل عنصر في (X) ممكن أن ينظر إليه كإحداثي في الفضاء ذي البعد (n)، ولو حصرنا قيم كل إحداثي للأعداد الحقيقية في الفترة [1, 0]، سنحصل على مجموعة جزئية من الفضاء والتي تسمى مكعب الوحدة ذا البعد (n).

4. التمثيل التحليلي (Analytic Representation): عندما تكون المجموعة الشاملة غير منتهية فإنه من غير الممكن سرد جميع عناصرها معاً مع درجات عضويتها في جدول. لذا يفضل في مثل هذه الحالات أن تمثل دالة العضوية بشكل صيغة رياضية معينة، ومن أشهر هذه الصيغ:

▪ دالة العضوية ذات الشكل المثلثي (Triangular Shaped): الصيغة الرياضية العامة لهذه الدالة كما يأتي:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 - \frac{|x-a|}{c} & ; |x-a| \leq c \\ 0 & ; \text{otherwise} \end{cases} \quad \dots(3)$$

▪ دالة العضوية ذات الشكل شبه المنحرف (Trapezoidal Shaped): صيغتها كالآتي:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \frac{(a-x)}{(a-b)} & ; a < x \leq b \\ 1 & ; b \leq x \leq c \\ \frac{(d-x)}{(d-c)} & ; c \leq x < d \\ 0 & ; \text{otherwise} \end{cases} \quad \dots(4)$$

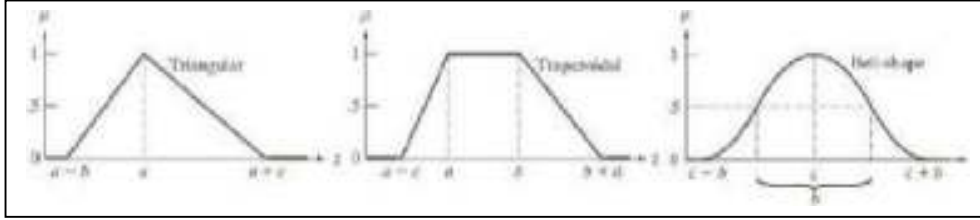
▪ دالة العضوية ذات الشكل الجرسية (Bell Shaped): تسمى أيضاً بالدالة الكاوزية

(Gaussian Function) وصيغتها الرياضية العامة

كالآتي:

$$2 \quad (-) \\ \dots(5) \quad x a \mu_A () x = e^b$$

والشكل (4.3) يوضح شكل دوال العضوية المذكورة :



الشكل (3.4) يوضح أشكال بعض دوال العضوية

4.5.1.4. الطرائق التقليدية المستخدمة في تحسين التباين (Contrast Enhancement):

قمنا في بحثنا هذا باستخدام ثلاث طرائق تقليدية تعتبر من أبرز الطرائق المستخدمة في تحسين التباين في الصور، كما استخدمنا طرائق تعتمد على المنطق المضطرب وذلك لتوضيح الفرق بين آلية عمل الطرائق التقليدية والطرائق التي تعتمد على المنطق المضطرب. في كلا الأسلوبين يتم تحسين التباين في الصور الرقمية عن طريق معالجة كل عنصر (Pixel) بحيث تكون الصورة الناتجة ذات مدى أكبر من السابق أي تحوي على اختلاف لوني أكثر، إذ تعتمد معظم طرائق تحسين التباين على إعادة توزيع نسبة الكثافة اللونية للنقاط الضوئية وذلك بجعل اللون الغامق يبدو أعمق واللون الفاتح يبدو أفتح هذا التحويل يزيد الاختلاف بين عناصر الصورة وبذلك تبدو معالم الصورة أكثر وضوحاً والطريقة الأسهل لتحقيق ذلك عن طريق اختيار حد عتبة واحدة أو أكثر بحيث ان كل قيمة لونية أقل من قيمة حد العتبة تقلل أما إذا كانت أعلى فتزداد، لكنها لا تعتبر من الطرائق الكفوءة والمناسبة لكل أنواع الصور [4][8][01]، وسنتناول فيما يأتي الطرائق التقليدية المستخدمة في هذا البحث وهي طريقة المدرج التكراري المتساوي، وطريقة نشر التباين وطريقة مرشح تحسين التباين :

6.1.4 المدرج التكراري المتساوي (Histogram Equalization):

تعتبر هذه الطريقة من أكثر الطرائق استخداماً في معالجة الصور، والمدرج التكراري هو مخطط إحصائي للصورة يوضح كيفية انتشار الألوان وتوزيع التدرجات اللونية فيها عن طريق حساب عدد مرات تكرار كل لون، يبدأ مدى المدرج بفترة من أقل قيمة تدرج لوني له تكرار أكبر من (0) إلى أكبر قيمة تدرج لوني، وكلما كان مدى المدرج ذا فترة أكبر يكون التضاد جيداً بسبب الاختلاف بين قيم المدرج، فتكون العلاقة بين انتشار القيم على المدرج وتباينها علاقة طردية فالخطوة الرئيسية لأغلب طرائق تقوية التباين هي دراسة توزيع الألوان في الصورة وهذا يتضح من خلال المدرج التكراري [8]، الهدف من هذه الطريقة هو الحصول على توزيع خطي ومتساوٍ للألوان على كل الصورة بدلاً من بقاء بعض القيم متركزة في موقع معين، إذ يتم اختيار دالة تحويل لتغيير قيمة النقطة الضوئية إلى قيم جديدة، ويتم حساب عدد التكرار لكل لون معين ثم تتم قسمة كل قيمة على مجموع الألوان في الصورة للحصول على قيم ألوان جديدة، ثم تحدد قيم جديدة لنسبة كل تكرار أي يتم دمج أكثر من حزمة ويعاد رسم النقاط بعد اختيار أقرب نسبة لكل لون وهكذا يتم تكرار العمليات وصولاً إلى أعلى مستوى، أي في هذه الطريقة يتم دمج عدة مستويات بمستوى واحد بحيث تحوي الصورة على نصف التدرجات اللونية من الصورة الأصلية تقريباً. [6][7][8] وندرج فيما يأتي خوارزمية المدرج التكراري المحسن:

Step 1: Read the origin image (g) of dimension $m*n$ Step

2: Find the highest level in the image ($g^{(r,c)}_{max}$) then Set $i=0$,

Set total = $m*n$ Step 3: Calculate the number of

pixel $g(r,c)$ that have the same value where $nk(i)=$

$g(r,c)$ ($nk(i)$ hold the no.of pixel of specific value) Step 4: For

each pixel in the image , do the following :

- Find the average levels $pr(i)= (nk(i) / total)$ Step 5:

for $i=2$ to max level in the image (first level remain with no

change) begin:

- set the new level : $sk(i)=pr(i-1)+ p(i)$ (combine the levels)

- Set the new pixels to the new levels in the $(sk(i))$
- end Step 6: Show the new image

• لكن تعتبر هذه الطريقة من أقل الطرائق كفاءة في معالجة التباين إذ تبدو الصورة المعالجة باهتة الألوان [6][8].

7.1.4 طريقة نشر التباين (Contrast Stretching) :

تعتبر من أبسط الطرائق المستخدمة لتقوية التباين ومفهوم هذه الطريقة هو إعادة نشر التدرجات اللونية على كل الصورة للحصول على تباين أفضل من السابق [01]، وذلك بموازنة قيمة كل (Pixel) مع أعلى وأقل قيمة لونية في الصورة وتمت برمجة هذه الطريقة بالخطوات الآتية :

Step 1: Read the origin image (g) Step 2: Find minimum level in the image ($g(r,c)_{\min}$) and the highest level in the image ($g(r,c)_{\max}$)

Step 3: For each pixel in the image , Calculate the new pixel $g'(r,c)$

value through the following Mapping Function :

$$g'(r,c) = \left[\frac{g(r,c) - g(r,c)_{\min}}{g(r,c)_{\max} - g(r,c)_{\min}} \right] [\text{MAX} - \text{MIN}] + \text{MIN}$$

Step 4: Show the enhanced image (g')

هنا تم حساب أعلى وأقل قيمة في الصورة ككل، ويمكن تطبيق الفكرة نفسها على جزء من الصورة وليس على الصورة بأكملها عن طريق تحديد قيمة أقل وأعلى لون ضمن مقطع من الصورة وذلك حسب حاجة التطبيق ،فمن المعلوم أن في بعض الصور تتركز التفاصيل في

جزء من الصورة، فيمكن إجراء تحسين التباين على هذا الجزء فقط [01]. وعلى الرغم من بساطة هذه الطريقة تعتبر جيدة لكن جودة النتيجة تختلف باختلاف توزيع الألوان في الصورة [6][01].

8.1.4 مرشح تحسين التباين (Adaptive Contrast Enhancement Filter) :

يعتبر استخدام المرشحات (Filters) من أكثر الطرائق استخداماً في معالجة الصور ويطبق المرشح أما على كل عناصر الصورة أي تعتبر الصورة وحدة واحدة وتسمى هذه الطريقة (Global Enhancement)، لكن في بعض التطبيقات لا تلي المعالجة العامة النتيجة المطلوبة لذلك يتم اللجوء إلى المعالجة المحلية إذ يتم تقسيم الصورة إلى أجزاء صغيرة (Sub Images)

ثم تطبق الخوارزمية على كل نافذة، وهذا ما يسمى بالتحسين المحلي

(Local Enhancement)، [1] وقد طبقنا مرشح تحسين التباين (ACE) على

الصور بأسلوب تحسين العام والمحلي، وبشكل عام يتم في هذه الطريقة تحسين الصورة بالاعتماد على متغيرات عامة وخاصة يتم تطبيقها على الصورة، حيث يتم إيجاد المعدل الكلي للصورة (Mean Value) ويتم حسابه عن طريق جمع قيمة كل عنصر في الصورة ثم قسمة الناتج على عدد العناصر الكلي، ثم يتم إيجاد الانحراف المعياري للصورة (Standard Deviation) ويحسب بجمع مربع الفرق بين قيمة العنصر ومعدل الصورة ثم يقسم على عدد العناصر مطروحاً منه واحد ويؤخذ الجذر التربيعي للناتج، كما تعتمد معادلة التحسين على متغيرين هما (k_1, k_2) وتتراوح قيمتهما بين $(0, 1)$ ثم تطبق معادلة التحسين على كل نقاط الصورة للحصول على الصورة الجديدة وندرج فيما يأتي خوارزمية طريقة المرشح :

Step 1: Read the original image (g) of dimensions $M*N$

Step 2: Specify the parameters values:

- Specify the value of (k_1, k_2) which its range

from $[0 \ 1]$

- Calculate the mean value (M^g) for the entire image

$$M_g = \frac{1}{m * n} \sum_{(r,c) \in g} g(r,c)$$

- Calculate the Standard Deviation value (s_g) for the image where:

$$s_g = \sqrt{\frac{1}{(m*n)-1} \sum_{(r,c) \in g} (g(r,c) - M_g)^2}$$

Step 3: For each pixel in the image:

- Apply the enhancing filter (ACE) for each pixel $g(r,c)$ in the image, where:

$$ACE = k_1 \left[\frac{M_g}{s_g} \right] [g(r,c) - M_g] + k_2 M_g$$

- Set the New Pixel Value $g(r,c) = ACE$ Step 4: Show

the new image

لقد طبقنا هذه الخوارزمية باستخدام التحسين العام والمحلي والفرق بينهما، أن الطريقة الثانية تتم باختيار حجم نافذة يمثل حجم مقطع محدد في الصورة الأصلية ويعامل كل مقطع كصورة، ثم يتم ترحيف النافذة، إذ تم تقسيم الصورة إلى أجزاء متساوية كل جزء هو نافذة بحجم (7*7) وتتم معالجة النوافذ بالتسلسل وذلك بترحيف كل نافذة بمقدار (Pixel) واحدة، ويتم الترحيف من اليسار إلى اليمين ومن الأعلى إلى الأسفل، ثم يتم وضع ناتج المعالجة في الـ (Pixel) الوسطي الموجود في النافذة وهكذا إلى إن تتم معالجة كامل الصورة.

9.1.4 طرائق المنطق المضبب (Fuzzy logic Techniques) :

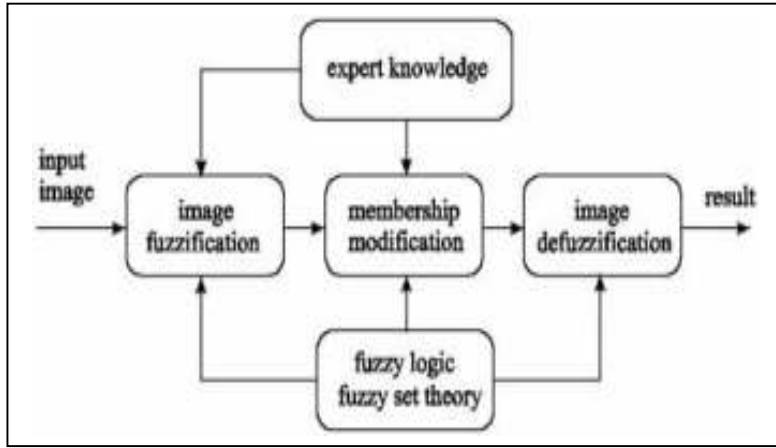
يستخدم المنطق المضبب في تحسين الصور الرقمية وذلك لإن بعض الصور

تعاني من

مسألة الغموض اللوني (Grayness Ambiguity) عند معالجتها، أي أنها تحوي على الضبابية في طبيعتها، فعند معالجة الألوان مثلا، يكون السؤال هل أن القيمة اللونية الحالية تصبح أدكن أم أسطع من السابق؟ وما حدود مجموعتي العناصر الداكنة و الساطعة؟ لذا تعد طرائق المنطق المضبب الأنسب في معالجة هذه المسائل، وتختلف طرائق المنطق المضبب في

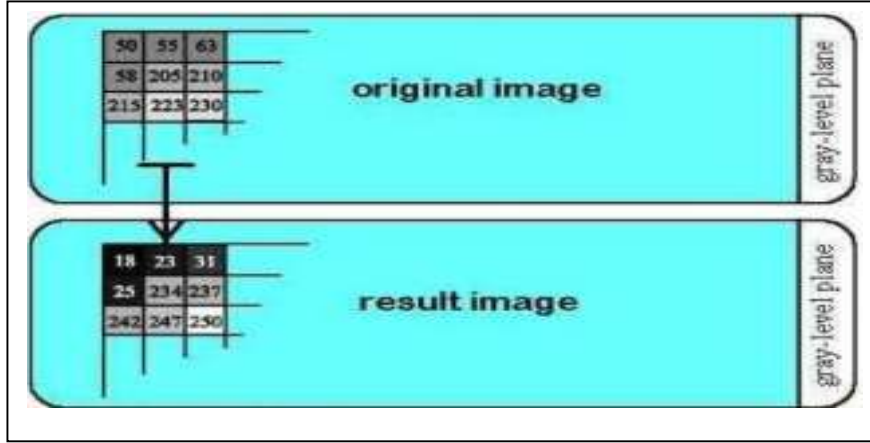
معالجة مسألة معينة في كيفية اختيار دالة عضوية مناسبة للحصول على النتائج المطلوبة، لكن تشترك الطرائق المضببة في معالجة مختلف المواضيع بثلاث مراحل أساسية وهي [9] :

1. تضبيب الصورة (Image Fuzzification): يتم في هذه المرحلة تحويل عناصر الصورة التي تُعتبر قيماً هشة إلى قيم مضببة باستخدام دوال العضوية حيث يُعطى لكل عنصر درجة عضوية تقع بين (0,1) .
2. تحديث قيم دوال العضوية (Membership Modification): بعد الحصول على درجة العضوية يتم تحديثها بقيمة مناسبة لنوع المعالجة المراد تطبيقها على الصورة
3. زوال الضبابية (Image Defuzzification): تُعتبر آخر مرحلة حيث يتم فيها تحويل القيم المضببة إلى قيم هشة وبعد هذه المرحلة نلاحظ نتيجة المعالجة المطلوبة التي أُجريت على الصورة، والشكل (4.4) يوضح مراحل معالجة الصور باستخدام المنطق المضبيب.



الشكل (4.4) يوضح مراحل معالجة الصور باستخدام المنطق المضبيب

يتم اختيار دالة العضوية أو تصميمها حسب التطبيق المطلوب، وبالنسبة إلى تحسين التباين تم استخدام دالة عضوية تُعطي للعناصر الداكنة درجة انتماء قريبة من (0) أي لا تنتمي إلى لعناصر الساطعة، وتزداد هذه الدرجة بصورة تدريجية إلى أن تصل إلى (1) للعناصر الساطعة، أما باقي العناصر فتأخذ درجة انتماء بين (0,1) أي تنتمي انتماءً جزئياً إلى المجموعة والشكل الآتي يوضح نتيجة معالجة التباين في صورة ذات تدرج رمادي و المبدأ نفسه يطبق على صورة ملونة.



الشكل (5.4) يوضح عملية تحسين التباين في الصور باستخدام المنطق المضيب

10.1.4 الطرائق المعتمدة على المنطق المضيب (Fuzzy logic methods) :

تم استخدام ثلاث من الطرائق المضيبية لتحسين التباين وهي طريقة تقوية التباين باستخدام المعاملات المكثفة، وطريقة المدرج التكراري المهجن، وطريقة القيمة المضيبية المتوقعة ومن ثم الطريقة المقترحة وهي طريقة حد العتبة المهجنة المضيبية:

1- طريقة تقوية التباين باستخدام المعاملات المكثفة (Intensification Operator):

يستخدم لتحسين التباين بنوعيه الواطئ والعالي بعض المعاملات التي تتحكم بقيمة كل نقطة ضوئية بالصورة الناتجة، في هذه الطريقة لدينا المتغيران (Fe, Fd) اللذان يتحكمان بنتيجة قيمة دالة العضوية حيث يمثل (Fd) فئة الضبابية أما المتغير (Fe) فهو أس الضبابية [9]، وتتضمن الخطوة الأولى تحديد معادلة درجة العضوية وتحديد كل من (Fe, Fd) وبعد اختيار قيمة درجة العضوية المناسبة لكل نقطة ضوئية، يتم تحديث درجة العضوية التي تم الحصول عليها من الخطوة الأولى حسب معادلة معينة، ثم يتم حساب القيمة الجديدة للـ (Pixel) بموازنة القيمة الضبابية التي حصلنا عليها (بعد تحديث دالة العضوية) مع قيمة أعلى (Pixel) في الصورة الأصلية، وندرج فيما يأتي خوارزمية هذه الطريقة:

Step 1: Read the original image (g) of dimensions

M*N Step 2 :Initialize the parameters :

- Find the Maximum level in the image(g max)

- Specify the value of (Fe) which its ranges from

[0 1]

- Specify the value of (Fd) which its ranges from

[10 100]

- Specify the membership $u(r,c)$ function which

$$u(r,c) = \left[1 + \frac{g_{\max} - g(r,c)}{Fd} \right]^{-Fe}$$

Step 3 : for each Pixel $g(r,c)$ in the image apply Steps 3,4 and 5:

- Calculate the membership value $u(r,c)$ for $g(r,c)$

Step 4: Modify the membership $u'(r,c)$ value as follows:

$$u'(r,c) = \begin{cases} 2.[m(r,c)]^2 & 0 \leq m(r,c) \leq 0.5 \\ 1 - 2.[1 - m(r,c)]^2 & 0.5 < m(r,c) \leq 1 \end{cases}$$

Step 5: Get the new pixel value $g'(r,c)$ as follows :

$$g'(r,c) = g_{\max} - Fd \left[(u'(r,c))^{-\frac{1}{Fe}} - 1 \right]$$

Step 6: Show the processed image (g')

من خلال التجارب التي أجريت على عدد من الصور تم التوصل إلى أن المتغير (Fd) يعمل على زيادة إضاءة الصورة والمتغير (Fe) يعمل على تقليل إضاءة الصورة، وتختلف قيم المتغيرين حسب نوع التباين، فالصور ذات التباين الواطئ والتي تكون ذات ألوان باهتة تحتاج إلى قيمة (Fe) عالية للعمل على زيادة قوة الألوان وقيمة واطئة لـ (Fd)، أما الصور ذات التباين العالي فالعكس صحيح

2- طريقة المدرج التكراري المهجن (Fuzzy Histogram Hyperbolization) : للتخلص من

مساوى طريقة المدرج التكراري المتساوي في عمليات تحسين الصور اقترح العالم (Frei) طريقة (Histogram Hyperbolization) حيث أعتمد على قانون (Weber) الخاص بالإضاءة [6][9] فقد وجد هذا العالم أن العلاقة بين البريق (Brightness) المستقبل من قبل العين، وشدة الإضاءة للأجسام (luminance) تمثل بعلاقة لوغارتمية وصيغة القانون كما يأتي [9] :

$$\text{Brightness} = \log(\text{Light Intensity} + \text{Contrast}) \quad \dots(6)$$

أي أن قيمة البريق المستقبل من العين تزداد بشكل لوغاريتمي لشدة الإضاءة التي تحددها العين مضافة إلى نسبة التباين في ألوان الأجسام، أما شدة الإضاءة فتزداد بشكل خطي لذلك المدرج التكراري المهجين (Histogram Hyperbolization) يعمل على إعادة توزيع البيانات في الصورة بحيث تصبح الصورة الناتجة ذات توزيع خطي لمستويات الإضاءة [4][6]، يتم في هذه الطريقة تقسيم التدرجات اللونية إلى ثلاث حزم ، وقد تم تكريس الصفة المميزة للمدرج التكراري المهجن لخدمة المنطق المضرب لتحسين التباين في الصور وذلك عن طريق تعديل القيم المضربة بشكل لوغاريتمي [4] وذلك حسب الخطوات الآتية :

في الخطوة الأولى يتم تصميم دالة عضوية وقد تم استخدام دالة عضوية تُعتبر تحديثاً للدالة ذات الشكل شبه المنحرف، حيث تُعطي درجة عضوية (0) للعناصر التي تمتلك قيمة أقل من (001) ودرجة عضوية (1) للعناصر التي تمتلك أكبر من (002) ودرجة عضوية بين (0,1) للعناصر التي تمتلك قيمة بين (001,002)، أي يتم في هذه الطريقة تخطيط ألوان الصورة إلى ثلاث فئات، ثم يتم حساب قيمة دالة العضوية لكل نقطة، بعد ذلك يتم تحديث كل درجة عضوية بقيمة مناسبة ولتكن b ، ثم تتم إزالة الضبابية لحساب القيم الجديدة للصورة بشكل لوغاريتمي والخوارزمية الآتية توضح عمل هذه الطريقة :

Step 1: Read the original image (g) of dimensions (M*N)

Step 2: initialize the parameters :

- Find the Maximum level(g max) in the image
- Specify the value of fuzzifier (β) which its ranges

from [0 1] Step 3 : for each Pixel $g(r,c)$ in the image apply step 3,4 and 5

Calculate the membership value $u(r,c)$ from the

follows :

$$u(r,c) = \begin{cases} 0 & \text{if } g(r,c) \leq 100 \\ h & \text{if } 100 \leq g(r,c) \leq 200 \\ 1 & \text{if } g(r,c) \geq 200 \end{cases}$$

where $h = (0.01 * g(r,c)) - 1$

Step 4 : Modify the membership value where $u'(r,c) = u(r,c) \wedge \beta$

Step 5 : Set the new pixel value $g'(r,c)$ as follows :

$$g'(r,c) = \left(\frac{L-1}{e^{-1}-1} \right) \cdot \left[e^{- (u'(r,c))^\beta} - 1 \right]$$

Step 6 : Show the resulted image

3- طريقة القيمة المضببة المتوقعة (Fuzzy Expected Value) :

تعتمد هذه الطريقة على اختيار قيمة من قيم للصورة لكي ترحب بقية القيم وتنتشر حولها باتجاهين متعاكسين، إذ يتم في الخطوة الأولى حساب تكرار كل تدرج لوني في الصورة الملونة ثم عرض المدرج، في الخطوة الثانية يتم اختيار قيمة من قيم التدرجات اللونية والتي تقع (تقريباً) في منتصف مدى المدرج، بعد ذلك يتم حساب المسافة بين القيمة المختارة وقيم التدرجات اللونية في الصورة ثم وبالاعتماد على القيمة الناتجة يتم تحديد قيمة الـ (Pixel) في الصورة الجديدة وندرج فيما يأتي الخوارزمية المستخدمة في برمجة هذه الطريقة :

Step 1 : Read the original image (g) of dimensions (M*N)

Step 2 : Generate image histogram then find fuzzy

expected value (FEV) Step 3 : For each element in the image apply the following:

- Calculate the distance $D(r,c)$ from the pixel and the (FEV)

:

$$D(r,c) = \sqrt{|(FEV)^2 - (g(r,c))^2|}$$

- Set the new pixel value $g'(r,c)$ as the following

$$g'(r,c) = \max(0, FEV - D(r,c)) \quad \text{if } g(r,c) < FEV$$

$$g'(r,c) = \min(L-1, FEV + D(r,c)) \quad \text{if } g(r,c) > FEV$$

$$g'(r,c) = FEV \quad \text{otherwise}$$

Step 4 : Show the resulted image (g')

كما نلاحظ إن هذه الخوارزمية لا تحتاج إلى عملية تحديث لدالة العضوية، إذ يتم حساب المسافة بين قيمة كل نقطة ضوئية وبين القيمة المضطربة المتوقعة التي سيتم نشر قيمتها على بقية النقاط الضوئية بعد موازنتها ومقارنة كل نقطة ضوئية بالقيمة المضطربة المتوقعة.

11.1.4 طريقة حد العتبة المهجنة المضطربة (Fuzzy Hyperbolic Threshold) :

بعد الدراسة والاطلاع على عدة طرائق لتحسين التباين في الصور، نقترح طريقة وذلك بالاستفادة من ميزات الطرائق الجيدة سواءً التقليدية أو الذكائية، فكما ملاحظ فإن معظم الطرائق تعتمد على اختيار أعلى وأقل قيمة لونية في الصورة وتحديد القيمة الجديدة بالاعتماد على أحد هذين العاملين أو كليهما، وفي طرائق أخرى تستخدم حد العتبة المتعدد لتوزيع احتمالية الألوان، إذ يتم تقسيم الألوان إلى أربع مجاميع أو أكثر وتنسب قيمة كل نقطة ضوئية إلى أقرب مجموعة لكن هذه الطرائق تعاني أحياناً من فقدان بعض القيم الحقيقية للألوان وقد تبدو ألوان الصورة كمجموعات متشابهة من الألوان [4]، في الطريقة المقترحة استخدمنا طريقة حد العتبة المتعددة مع الاستفادة من أسلوب طريقة نشر القيم (Stretch) التي تعمل على أخذ أعلى وأقل قيمة في الصورة لكن أضفنا إليها القيمة المتوسطة التي يكون لها تأثير كبير في الصورة وذلك حسب توزيع الألوان فيها، وذلك كي نشمل جميع الاحتمالات وابتعدنا عن حالة تقسيم الصورة إلى عدة مجاميع للحفاظ على التوزيع الفعلي للألوان، في طريقتنا تتم مقارنة كل نقطة ضوئية في الصورة مع أقل قيمة والقيمة المتوسطة وكذلك مقارنتها مع القيمة المتوسطة وأعلى قيمة في الصورة وتعديل دالة العضوية بما يتناسب مع كل حالة، وتم استخدام بعض المعاملات لموازنة القيم الناتجة من دالة العضوية، بعد ذلك يتم أخذ قيمة دالة العضوية الناتجة $u(r,c)$ وتعديلها بأسلوب المدرج

التكراري المهجن، كونه من الأساليب الجيدة في الحفاظ على قيمة اللون في الصور التي تعاني من مشاكل سوء الإضاءة [4][6][01] وفيما يأتي توضيح للخوارزمية :

Step 1: Read the original image (g) of dimensions (M*N)

Step 2: initialize the parameters :

- Find the Maximum (g max), Minimum (g min) and the middle level value(g mid),(g mid= (g max + g min) /2) in the image (g)
- Specify the value of fuzzifier (β) which its ranges from [0 1]

Step 3: for each Pixel in the image do Steps 3,4 and 5:

- Calculate the membership value $u(r,c)$ as the follows :
 If (g(r,c) >= min) and (g(r,c) < mid)
 $u(r,c) = 0.5 * (g(r,c) - g \text{ min}) / (g \text{ mid} - g \text{ min})^2$
 else if (g(r,c) >= g mid) and (g(r,c) <= g max)
 $u(r,c) = 1 - (2 * (g(r,c) - g \text{ max}) / (g \text{ max} - g \text{ min}))^2$;

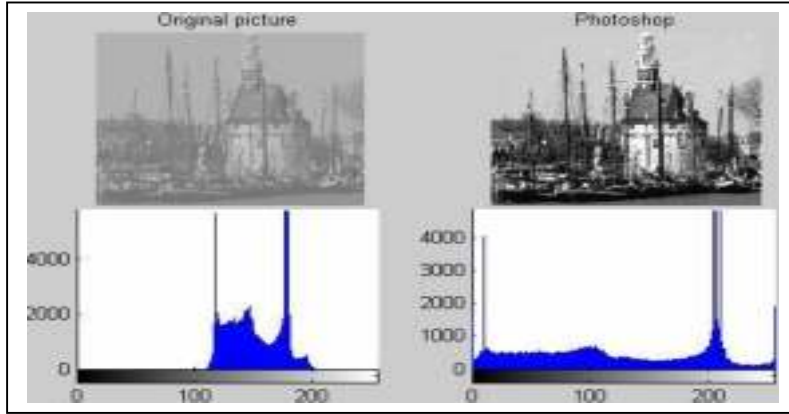
Step 4: Modify the membership value where $u'(r,c) = u(r,c)^\beta$

Step 5: Set the new pixel value $g'(r,c) = u'(r,c) * g(r,c)$

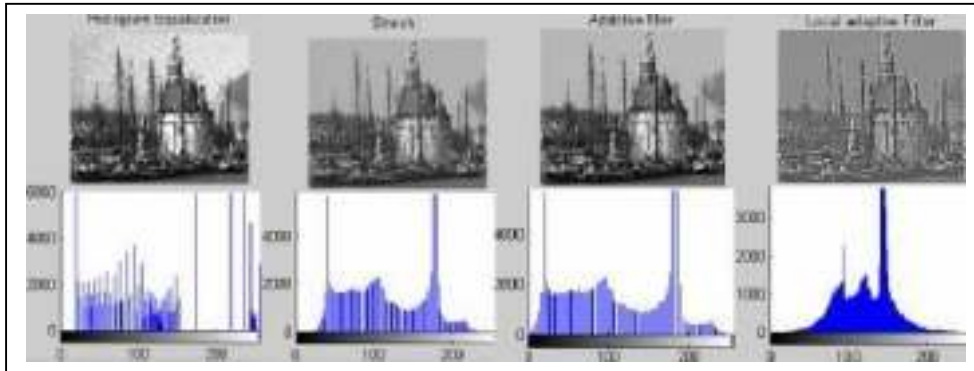
Step 6: Show the resulted image (g').

12.1.4 التطبيق العملي والنتائج:

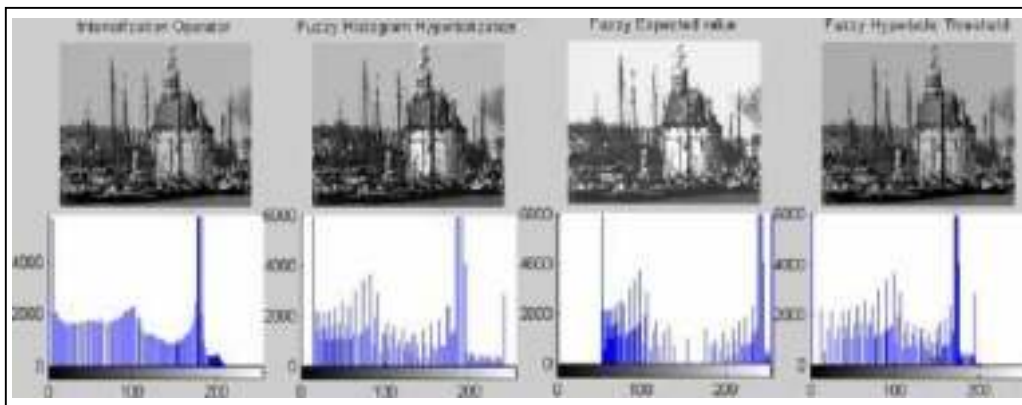
لقد قارنا النتائج التي حصلنا عليها مع صورة تمت معالجتها ببرنامج (Photoshop) الذي يعتبر من أقوى البرامج الخاصة بمعالجة الصور وتحسينها ،وقد رفقنا الصورة المحسنة بهذا البرنامج للمقارنة مع الطرائق التي تمت برمجتها وملاحظة الفرق من خلال، شكل الصورة الناتجة والتوزيع الجديد لألوانها، وهذا لا يعني أن صور برنامج الـ(Photoshop) هي الأفضل دائماً لأن المستخدم هو من يقرر اختيار الصورة المناسبة لتطبيقه، والشكلان (4.6) (9.4) يوضحان صورة أصلية ذات تدرج رمادي وصورة أشعة طبية على التوالي، والشكلان (7.4)(10.4) يوضحان النتائج التي حصلنا عليها عند تطبيق الطرائق التقليدية أما الشكلان (8.4)(11.4) فيوضحان نتائج تطبيق طرائق المنطق المضرب، والشكل (12.4) يوضح صورة ملونة ، والشكلان (13.4)(14.4) يوضحان نتيجة تطبيق الخوارزميات عليهما، وتتم معاملة الصورة الملونة كثلاث صور إذ يتم عزل كل لون أساسي (RGB) من النقطة الضوئية على حدة، وتطبيق الخوارزميات على كل جزء لوني (RGB) ثم طباعة قيمة النقطة الضوئية الملونة الجديدة الناتجة من التطبيق بعد دمج الألوان الرئيسية الثلاثة لكل نقطة ضوئية.



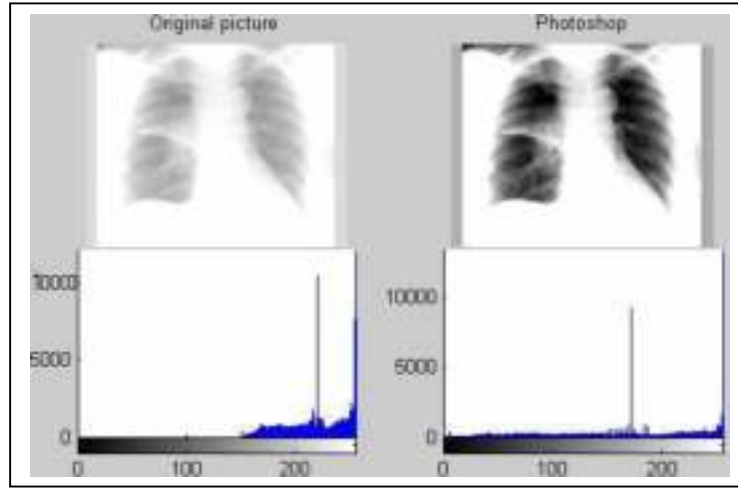
الشكل (6.4) يوضح الصورة التي ستمم معالجتها والصورة الناتجة من استخدام برنامج (Photoshop)



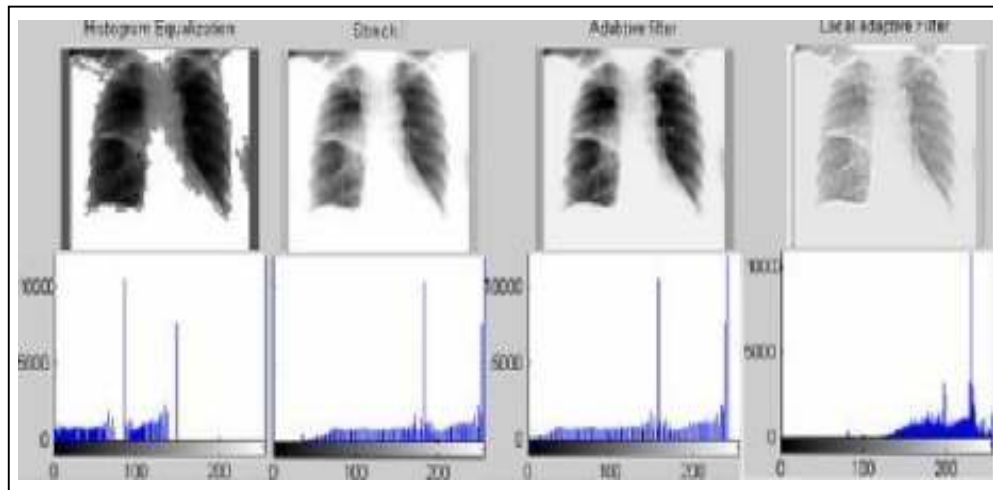
الشكل (7.4) يوضح الصورة الناتجة من عملية تحسين التباين باستخدام الطرائق التقليدية



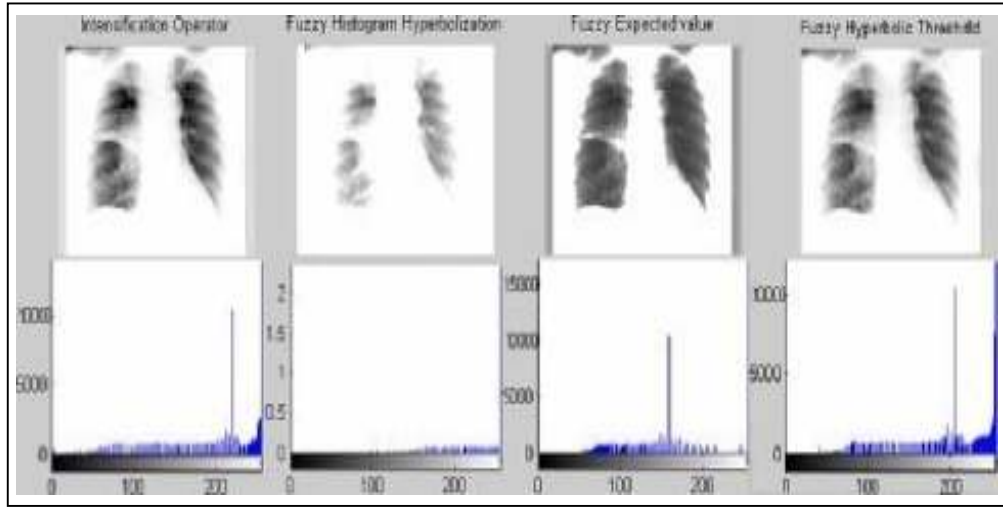
الشكل (8.4) يوضح الصورة الناتجة من عملية تحسين التباين باستخدام طرائق المنطق المضبب



الشكل (9.4) يوضح الصورة التي ستم معالجتها والصورة الناتجة من استخدام برنامج (Photoshop)

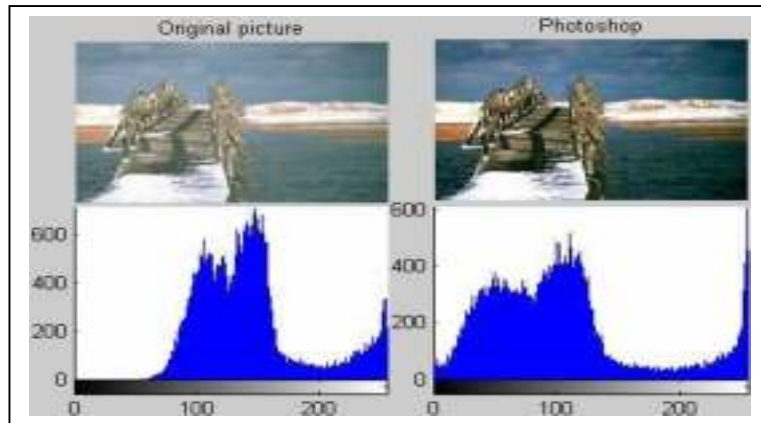


الشكل (10.4) يوضح الصورة الناتجة من عملية تحسين التباين باستخدام الطرائق التقليدية

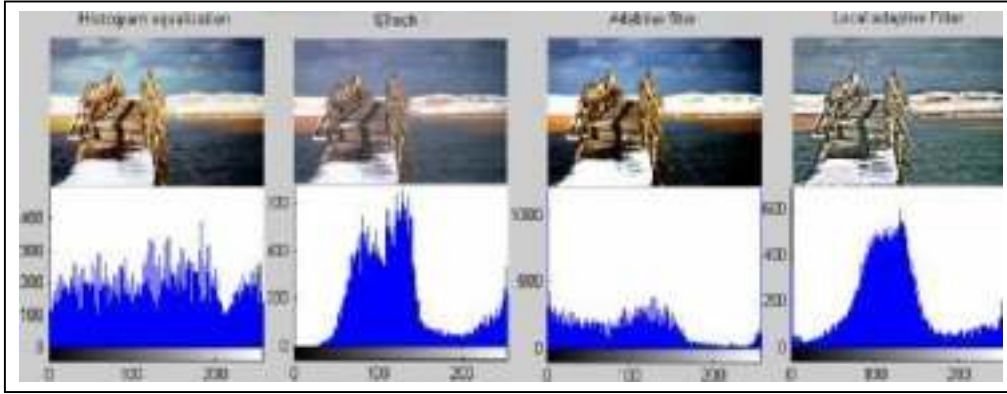


الشكل (11.4) يوضح الصورة الناتجة من عملية تحسين التباين باستخدام طرائق المنطق المضبب

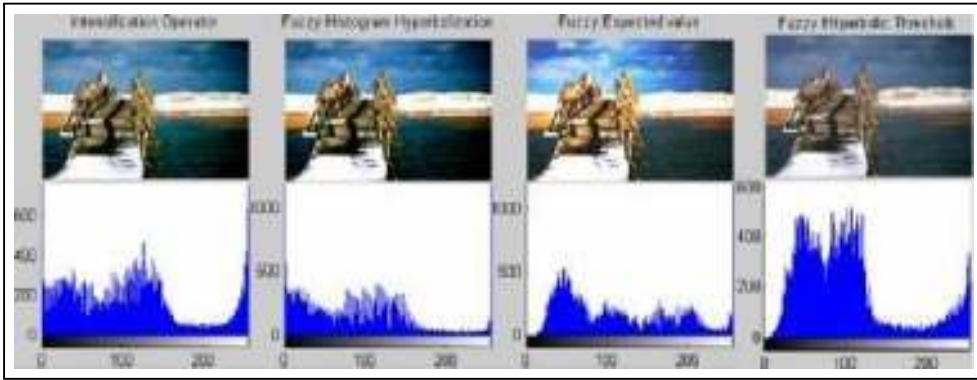
والشكل الآتي يوضح عملية تحسين التباين لصورة ملونة :



الشكل (12.4) يوضح الصورة التي ستم معالجتها والصورة الناتجة من استخدام برنامج (Photoshop)

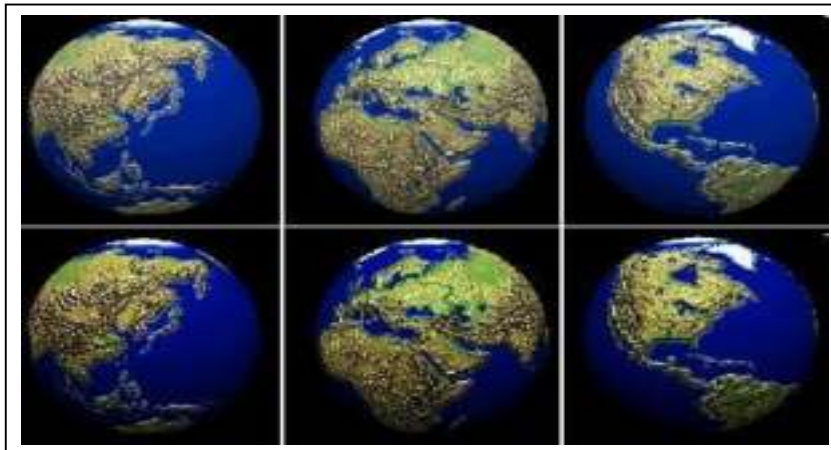


الشكل (13.4) يوضح الصورة الناتجة من عملية تحسين التباين باستخدام الطرائق التقليدية



الشكل (14.4) يوضح الصورة الناتجة من عملية تحسين التباين باستخدام طرائق المنطق المصنوب

والشكل الآتي يوضح عملية تحسين التباين على فلم باستخدام طريقة حد العتبة المهجنة المصنوبة:



الشكل (15.4) يوضح الصورة الناتجة من عملية تحسين التباين على فلم

إن مشكلة التباين السيئ موجودة أيضاً في الأفلام الفيديوية، لذا قمنا بتطبيق الطرائق السابقة على فلم (movie) وقد حصلنا على نتائج ممتازة إذ يوضح الشكل (15) مقاطع مأخوذة من فلم لدوران الكرة الأرضية، اخترنا منه ثلاث صور، إذ يتم إجراء المعالجة على الفلم بعد تحويله إلى عدة صور وإجراء التطبيق على كل صورة ثم إعادة تحويل الصور إلى فلم مرة أخرى كي يظهر بالشكل الجديد، يوضح الشكل (15) عملية تحسين الفلم باستخدام الطريقة المقترحة (Fuzzy Hyperbolic Threshold)، وكما يتضح من الشكل أصبحت الألوان والتضاريس أكثر وضوحاً من السابق.

13.1.4 الاستنتاجات والتوصيات:

إن التقنيات المستخدمة للتحسين تكون غير موحدة على أنواع الصور كافة فقد تكون الطريقة المستخدمة لتحسين نوع معين لا تعطي أفضل النتائج على نوع آخر وذلك لاختلاف معايير الجودة لكل صورة فصور التدرج الرمادي تضم صوراً عامة أو صور الأشعة مثلاً وكل منهما له مواصفات وتركيز في الألوان يختلف عن الآخر أما الصور الملونة فيتم التعامل معها على أنها ثلاث صور ويختلف توزيع كل لون باختلاف الصور لذلك من الصعب تحديد خوارزمية عامة ومطلقة لكل أنواع الصور لكن لاحظنا من خلال البحث ما يأتي:

1. إن قياس الأداء لعمليات تحسين التباين في الصور يعتمد على عدة متغيرات مثل قيمة التباين في الصورة والتباين في الكثافة المحلية للصورة ونسبة اللون الأبيض إلى اللون الأسود ومقياس التجانس وهذه الصفات يمكن استخدامها كأدوات لتقييم التحسين فضلاً عن ملاحظة التوزيع الجديد للألوان على مستوى الصورة كما يعتبر حاجة وقبول الصورة من قبل المستخدم أو التطبيق هو المقياس الأفضل.

2. بصورة عامة تكون عمليات التحسين إما عامة (Global Enhancement)، أو محلية (Local Enhancement)، لكن من مساوئ التحسين المحلي ظهور بعض الضوضاء كما في طريقة مرشح تحسين التباين، أما ميزة هذه الطريقة وكما ملاحظ في الصورة الملونة خاصة وكما في الشكل (13) فأنها زادت من حدة تفاصيل الصورة وأظهرت الحواف بشكل جيد كما واضح في أمواج المياه، لذا تعتبر طريقة جيدة لاستخدامها لإبراز الحواف في الصور، وكما نستنتج من صورة الأشعة السينية أن التحسين المحلي جيد عند تطبيقه على صور الرنين المغناطيسي التي يغلب عليها اللون الرمادي لأنها أبرزت حواف الصورة وحدودها.

3. بالنسبة إلى الطرائق التقليدية فإن طريقة المدرج التكراري المتساوي هي الأقل جودة أما في حالة طرائق المنطق المضرب فكانت طريقة القيمة المضببة المتوقعة هي الأقل جودة ففي كلا الطريقتين فقدت الصورة الكثير من الألوان الأصلية .

4. بالنسبة إلى الطرائق التقليدية أعطت طريقة مرشح تحسين التباين أفضل نتيجة وكما أعطت طريقة نشر القيم نتيجة مقارنة للصورة الأصلية، لكن نلاحظ أن الصورة الناتجة معتمدة كما أن الألوان الناتجة فقدت بريقها .

5. أما طرائق المنطق المضرب فتتفاوت جودة النتائج وتوزيع الألوان حسب مواصفات الصورة ويمكن ملاحظة أن طريقة (Intensification Operator) وطريقة (Fuzzy Histogram Hyperbolization) كانتا جيدتين وزادتتا من بريق الألوان وأصبحت تفاصيل الصورة أوضح ، لكن حصل فقدان في بعض الألوان، أما الطريقة المقترحة (Fuzzy Hyperbolic Threshold) فقد أعطت نتائج جيدة لجميع الصور وكما ملاحظ من الصور الناتجة ومن توزيع الألوان الناتجة بعد عملية تحسين التباين أن الطريقة المقترحة حافظت على الألوان الأصلية للصورة ولم يحصل فقدان في بعض الألوان كما حدث في باقي الطرائق التقليدية أو المضببة، لكن الصورة الناتجة تبدو غامقة عند مقارنتها مع باقي الطرائق، في حين ان الصور الناتجة من تحسين الفيلم (movie) فلم تبدو أفضل، فالنتيجة تختلف حسب طبيعة ألوان الصورة. ونصح باستخدام الطريقة المقترحة على الصورة الفاتحة جدا وعلى الصور الطبية لحفاظها على الألوان.

2.4 ترقيم خوارزمية التتبع

يتم إنشاء الصورة الرقمية من الصورة الحقيقية المناسبة باستخدام عملية الرقمنة. تتكون عملية الرقمنة من التكميم وأخذ العينات.

تعرف دالة الصورة في الصور الرقمية، المسماة "دالة الصورة المنقطعة"، كما في [184]:

$$I(x, y) = \begin{bmatrix} I(0,0) & I(0,1) & \dots & I(0, M-1) \\ I(1,0) & I(1,1) & \dots & I(1, M-1) \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ I(N-1,0) & I(N-1,1) & \dots & I(N-1, M-1) \end{bmatrix} \approx f(x, y), \quad (3.1)$$

حيث:

$$x = 0, 1, \dots, M-1, M \in \mathbb{Z}^+, y = 0, 1, \dots, N-1, N \in \mathbb{Z}^+, I(x, y) \in 0, 1, \dots, QL-1, QL \in \mathbb{Z}^+ \text{ and } f(x, y) \in \mathbb{R}.$$

المتغيرات x, y تعني إحداثيات البيكسل في صورة رقمية بدقة $M \times N$ بيكسل، $I(x,y)$ تعني كثافة اللون أو لون هذا البيكسل، QL هو مستوى التكميم (عدد شدات اللون أو الألوان)، و $f(x,y)$ هي الدالة المستمرة لصورة حقيقية مناسبة.

في حالة الفيديو، لدينا أيضا متغير ثالث t وهو ما يعني الوقت. ثم، دالة الفيديو الرقمي $f(x,y,t)$ وتعني تسلسل عينات الصورة في الوقت المناسب. يحتوي تسلسل الصور

$$F_T = \{F(0), F(1), \dots, F(T)\}$$

على مجموعة من الصور في الزمن

$$t \in \{0, 1, \dots, T\}$$

يمكن تعريف بيكسل محدد في $F(t)$ على أنه $f_{i,j}(t)$. المصطلح $f_{i,j}(t)$ هو متجه، يمثل مختلف قنوات اللون الموجودة للبيكسل المحدد.

في ظل افتراض أن تسلسل الأطر في مساحة اللون الأحمر والأخضر والأزرق [185]:

$$f_{i,j}(t) = f(x, y, t) = \begin{bmatrix} r_{i,j}(t) \\ g_{i,j}(t) \\ b_{i,j}(t) \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

إن التأكيد الرئيس هو أن F_T مشتقة من تسلسل صور غير قابل للترجمة أو التدوير (وكمثال فإن ناتج الكاميرا لتسلسل الصور يكون ثابت).

وبالإضافة إلى ذلك، فإن حجم الكائنات التي يجري تتبعها هو أصغر بكثير من كامل مجال تسلسل الصور المؤكد. وأخيرا، يتم التأكيد على أن الخلفية الموجودة في تسلسل الصور تتغير ببطء مع مرور الوقت.

التأكيدات السابقة كلها تدل على مشهد في الهواء الطلق يجري تصويره من كاميرا ثابتة عن بعد، مثل تلك التي نجدها معلقة بشكل دائم عند التقاطعات.

يمكن اعتبار مناطق المعلومات كمكونات الأهداف التي يجري تتبعها. مما يعني أن مجموعة من مناطق المعلومات هذه تشكل هدفا.

في كل مرحلة زمنية متقطعة من خوارزمية التتبع، مناطق المعلومات يمكن الترميز لها

كالآتي:

$$S(t) = \{s_1, s_2, \dots, s_{N_s(t)}\} \quad (3.3)$$

بالإضافة إلى المجموعة التي تصف مناطق المعلومات، تقدم المجموعة التي تصف الارتباط بين مناطق المعلومات داخل صورة معينة كالآتي:

$$\psi(t) = \{\psi_{s_i}(t), s_j(t)\} \quad (3.4)$$

حيث $\psi_{s_i}(t), s_j(t) = P(|s_i(t) - s_j(t)|), i, j = 1, \dots, N_{s(t)}$ and $i \neq j$ وبالنظر إلى مجموعة مناطق المعلومات S_T ، يوجد مجموعة من الأهداف R_T (أي المركبات)،

$$R_T = \{R(0), R(1), \dots, R(T)\} \quad (3.5)$$

حيث المجموعة $R(t)$ تمثل الأهداف التي تكون موجودة في الزمن t ، ويمكن التعبير عنها:

$$R(t) = \{r_1, r_2, \dots, r_{N_{R(t)}}\} \quad (3.6)$$

حيث $r_k, k=1$ to $N_{R(t)}$ هو متجه الحالة التي تصف هدف معين و $N_{R(t)}$ يدل على العدد الإجمالي للأهداف الموجودة في ذلك الزمن $t \in \{0, 1, \dots, T\}$. العلاقة بين S_T و R_T يمكن التعبير عنها كالآتي $\{s_1 \cup s_2 \cup \dots \cup s_{N_{S(t)}}\} = \{r_1 \cup r_2 \cup \dots \cup r_{N_{R(t)}}\}$ وبالنظر إلى مجموعة الأهداف R_T ، يوجد مجموعة مسارات الهدف Ω_T (على سبيل المثال مسار السيارة مع مرور الوقت) الذي يصف جميع مسارات الهدف لـ

$$t = 0, 1, \dots, T: \\ \Omega_T = \{T_1, T_2, \dots, T_N\} \quad (3.7)$$

حيث N_T تدل على العدد الإجمالي لمسارات الأهداف بالزمن الكلي. كل هدف في R_T يصل على الساحة في الزمن t_a ويخرج من الساحة في الزمن t_b ، لذلك، مسار i يمكن التعبير عنه من حيث الأهداف كما

$$T_i = \{r_j(t_a), r_j(t_{a+1}), \dots, r_j(t_b)\} \quad (3.8)$$

حيث $t_a \leq t_b \leq T, N_{a,t}$ هو عدد الأهداف الجديدة في زمن $t, N_{z,t}$ هو عدد الأهداف المنتهية، $N_{d,t}$ هو عدد الأهداف المحتسبة و $N_{f,t}$ هو عدد الأهداف التي تم تحديدها بشكل خطأ.

3.4 نبذة عن النظام

إن الفكرة المطورة في هذه الأطروحة هي مستوحاة جزئياً من العمل الجاري في المنطقة بناء على تتبع المركبة [186] [187] والتي تستخدم الطرح التكميلي للخلفية للانسداد ومقاييس المركبة لتتمكن من إحكام قبضتها على تحليل الحركة للانسداد مع وجود فارق مهم في التفاصيل. والميزة الرئيسية للخلفية المقترحة غير الخاضعة للرقابة المقترحة.

هي أن تعلم الخوارزمية يمكنه بناء نموذج تقدير للخلفية. وعلاوة على ذلك، فهي فعالة للكشف عن أنواع مختلفة من المركبات للانسداد على أساس قياسات هيكل السيارة، كما يمكنها الفصل بين اثنين أو أكثر من المركبات للانسداد في الاتجاهات المعاكسة [188].

في هذا السياق، فإن النظام المقترح يجعل الرحيل التالي من نموذج المشتغل الآلي الخلوي التقليدي.

وقد تحقق تقييم دالة الانتقال العالمية مع الصياغة الجبرية بوابة الاختيار الحصري للانسداد

XOR، من خلال النقاط التالية:

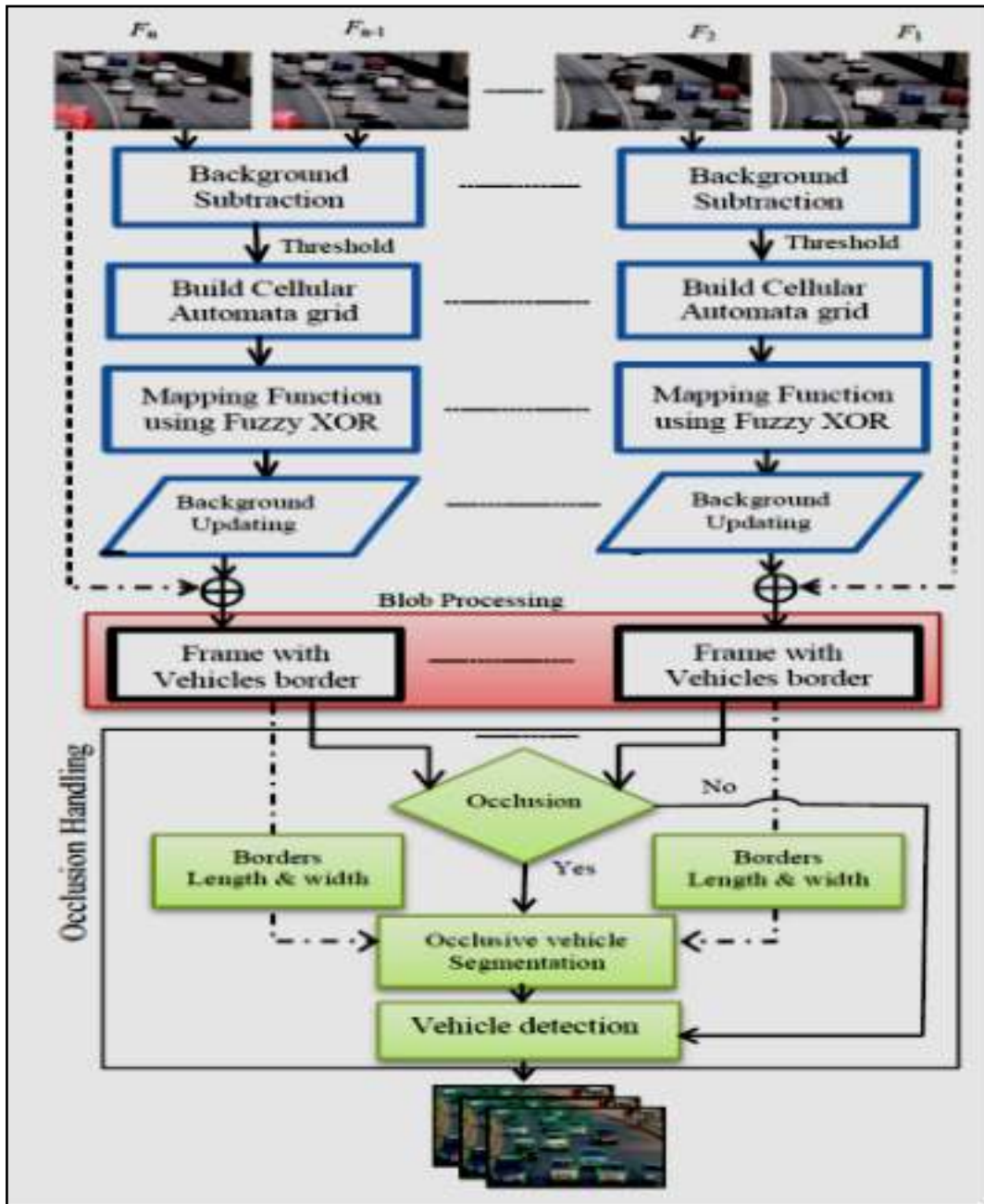
1- لا يأخذ النظام بالاعتبار أي قاعدة قرار خارجية لتحديد الخلية الحية والميتة من الجيران لأن جميع قواعد مشتغل آلي خلوي ليست مهيأة لهذه الصياغة الجبرية بوابة الاختيار الحصري للانسداد XOR. تم بناء النظام المقترح في العديد من الخطوات كما هو موضح في الشكل 16.4.

2- عمليات طرح الخلفية باستخدام خوارزمية طرح الخلفية. يتم فصل المركبات الأمامية عن الخلفية وعن قناع المقدمة.

في هذه الحالة، يتم استخدام نسخة منقحة من معدل المنهج الجاري الانسداد لنمذجة الخلفية وطرح الخلفية.

3- رصد الانسداد: سيرصد النظام النقط التي يشتهب في وجود أكثر من مركبة واحدة فيها من خلال تحليل الأبعاد البصرية.

4- تحليل الحركة بعد تجزئة الجسم المتحرك، تتم معالجة الأجسام المتحركة عن طريق المكونات الموصولة لوضع العلامات لتصبح مربعات إحاطة، والتي تشمل الكثير من الخطوط العريضة لكل جسم.



شكل 16.4: مخطط للنظام المقترح

4.4 الفلسفة والمفهوم

هناك طريقتان لمستوى العتبة داخل طريقة طرح الخلفية:

عتبة محددة سلفاً، ومستوى العتبة التكيفية. في معظم الوقت، العتبة المحددة مسبقاً بالكاد يمكن استخلاص جسم (مركبة) في بيئة مرورية معقدة، لذلك يلجأ العلماء إلى مستوى العتبة التكيفية [189]. وفيما يتعلق بمسألة كيف يمكن لأي نظام تمكين

الكشف عن السيارة الصحيحة باستخدام قيمة العتبة الخلفية التي تقدر عن طريق التجربة والخطأ للإطار الهيكلية بأكمله؛

النظام المقترح يعتمد على قواعد الاختيار الحصري للانسداد XOR- استناداً على الآلة الخلية لضبط ناتج هذه القيمة.

في كل خطوة من العمليات الحسابية للآلة الخلية، يتم تعديل نتيجة تطبيق العتبة التكيفية المحددة مسبقاً لطرح الخلفية فيما يتعلق بنوع الجيران.

وإذا اعتبر الفرق بين كل إطار الهيكل متتالين باعتباره فضاء خلوياً 2D، إذن سيتم اعتبار كل بيكسل بخلية من الآلة الخلية.

وبناء على هذا الافتراض، كل تسلسل إطار الهيكل يمكن نمذجته بواسطة الآلة الخلية وقواعد الآلة الخلية محددة يمكن تطبيقها على البيكسل.

وفيما يتعلق بمسألة ما هو نوع الميزات الذي من شأنه أن يرصد الانسداد، فقد اعتمد النظام المقترح نموذج [190]، والذي يستخدم نموذج البعد التقديري ليناسب جسم متحرك مجزأ. بساطة النموذج تتيح لنا تحديد أبعاد الجسم استناداً إلى مجموعة من الأحجام البصرية.

يشير بعد الجسم ما إذا كان هناك جسم مبهم وما هو نوع ذلك الانسداد (جنباً إلى جنب أو الأمامي والخلفي) [191]. فيما يلي، يتم وصف التفاصيل الخاصة بطريقة التحديث المقدمة.

5.4 استخلاص الإطار للهيكل

استخلاص الإطار الهيكلية، عملية تقسيم تسلسل الفيديو إلى مجموعات مفككة من الإطار الهيكلية المتتالية المتجانسة وفقاً لبعض المعايير المحددة، تلعب دوراً حيوياً في العديد من التطبيقات مثل معالجة الفيديو لرصد الأجسام (انظر الشكل 17.4).

ويمكن إعداد الفيديو لرصد الإطار الهيكلي باستخدام الكثير من البرمجيات التي تتوفر في السوق اليوم (ماتلاب في هذه الحالة).

ومع ذلك، عندما نقوم باستخدام هذا البرنامج للحصول على لقطة من الفيديو؛ ستقرر البرمجيات في البداية، عدد الإطار الهيكلي التي نحن بحاجة إليها في الثانية الواحدة. عادة، فإن عدد الإطار الهيكلي في الثانية يختلف باختلاف الكاميرات.



(ب) رقم متعدد من الإطار الهيكلي الناتجة

(أ) الفيديو المدخل

شكل 17.4: استخراج الإطار الهيكلي

6.4 طرح الخلفية باستخدام الآلة الانسداد

الخوارزمية تقوم على خلفية الطرح هي واحدة من أكثر الطرق الشائعة لتحقيق تتبع الأجسام المتحركة لأنه يقلل من المعلومات غير المهمة في تسلسل الصور ويسرع وقت المعالجة [192] [193] [194] [195].

إنها التكنولوجيا التي تستخدم الصورة الحالية للمقارنة مع صورة الخلفية مع رصد النقاط المتحرك [196] غير أن، خوارزميات الخلفية التقليدية المحدثة تأخذ بالاعتبار تحديث مستوى البيكسل، ذلك فإنها قد تسبب مشكلة الجمود بتحديث الخلفية.

تحدث المشكلة عندما تبدأ الأجسام، والتي تنتمي إلى الخلفية، في التحرك، أو عندما تصبح الأجسام المتحركة ساكنة. ولذلك، فإن طريقة طرح الخلفية باستخدام خوارزمية الخلفية التقليدية المحدثة تنتج صورة غير حقيقية للجسم.

لذلك فإنها عاجزة عن تحديث المناطق، وحينئذ سترصد أجساماً كاذبة على أنها جسم متحرك. وعلاوة على ذلك، في ظل ظروف إضاءة سيئة في الليل، تتأثر الكواليس الخلفية بشكل كبير بسبب إضاءة العربات المتحركة، حتى أن تلك الإشارات الواضحة من نماذج الخلفية التي هي فعالة لرصد السيارة خلال النهار تصبح غير صالحة. وبالتالي، فإن معظم التقنيات المذكورة أعلاه المبنية على الاختلافات بين الإطار الهيكلي قد لا تعمل بشكل جيد في ظل مناطق حركة المرور هذه ليلاً [197] [198] [199].

للتغلب على هذه المشاكل، فإن العمل المقترح في هذا البحث يستخدم مشغل الآلة خلوي مبهم يقوم على منهج طرح الخلفية.

كل بيكسل لصورة خلفية الطرح تنتج عن الاختلاف بين الإطار الهيكلي المتعاقبة، انظر المعادلة 3.9 سوف تعتبر، بوصفها خلية من الآلة الخلوية. وفيما يتعلق بالخصائص الملازمة للآلة الخلوية، يتم الحساب بشكل مستقل وبشكل متزامن في كل من الخلايا [200].

$$cell_{BGS}(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{if } \frac{|I_t(i, j) - BG_{t-1}(i, j)|}{255} > \Omega \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.9)$$

ومن المدخلات في الوقت t ، BG_{t-1} هي صورة الخلفية في الزمن $t-1$. المصطلح $|I_t(i, j) - BG_{t-1}(i, j)|$ يمثل أبسط تقنية وأسرع نمذجة خلفية والرموز Ω لعتبة معينة لكي تقرر ما إذا كان هذا البيكسل ينتمي لتحريك الهدف.

تتم موافقة تأثير هذه القيمة في الرصد اعتماداً على عدد من الخلايا النشطة بالنسبة لكتلة جميع الخلايا (نوعية Moore neighborhood في هذه الحالة).

المشتغل الآلي الخلوي هو بنية ديناميكية يعرف بشكل غير رسمي بأنه حيث P هو مساحة الأبعاد من الخلايا (فرد الآلة الفردي)، Q هو متجه مجموعة غير فارغة متناهية مبهم من جميع الحالات الممكنة من خلية واحدة، N هو تعريف مجموعة الجوار المطبقة و F هو مجموعة متناهية من القواعد الثابتة للانسداد التي تحدد حالة تحولات مجموعة الخلايا الفردية من القواعد الثابتة للانسداد التي تحدد حالة تحولات الخلايا الفردية.

العنصر T تدل على مبهم نهائي أيضا في سياق المعالجة الزمنية بينما λ توفر وظيفة رسم الخرائط الثابتة، التي تشكل رمز إخراج جديد قائم على حالة الانسداد العالمية للمشتغل الآلي (الخلية) Q . العنصر X تمثل مجموعة من المتغيرات الانسداد (الجيران الزائفة) التي تكون المدخلات في عملية الاستدلال كمعلمة لبعض الحالات العالمية التي تساوي قيمة لجميع الخلايا [201] [202].

وتحدد السمة الديناميكية العامة لبنية هيكل خلية التشغيل الآلي بوساطة دالة انتقال الحالة الذي هو، في معظم التطبيقات، محدد بوساطة مجموعة من القواعد F [203]:

$$\forall c_c \in P: E(c_c, t+1) = F(E(c_c, t), E(N(c_c, t))) \quad (3.10)$$

أي شخص يمكنه رؤية أن الخلايا C_c الحالة التالية (في خطوة الوقت $t + 1$) تكونت على أساس حالات الخلية C_c والخلايا المجاورة في خطوة الوقت t . هنا، نحن نؤكد على F للتخفيف من تأثير تغير Ω للكشف لتحقيق نمذجة الخلفية التكيفية.

جميع البنود الأخرى للتعريف تترك في نهاية المطاف لتكون موجه.

في المشتغل الآلي الخلوي التقليدي، يتم تقييم الدوال المنطقية التقليدية كما هو موضح في جدول (9.4) [204] حيث $+$ يشير أو العملية. هنا a و b حالتين ذاتا قيم منطقية في فترة الوحدة $[0, 1]$. ناتج القاعدة المحلية للمشتغل الآلي الخلوي هو دالة ذات قيم حقيقية تحاكي الدالة الأصلية. اقترحت العديد من الانسداد "الحصري أو" العمليات؛ ولا سيما أن هذا العمل

يستخدم امتداد طبيعي للمبهم "الحصري أو" من ثنائي إلى عملية K - القيم [205] [206].

جدول (1.4): تقييم دالة المنطقية في خلية المشتغل الآلي الخلوي [207]

تشغيل المشتغل الآلي خلوي	التشغيل	الدالة المنطقية
$\min(1, a+b)$	$a + b$	أو
$a \cdot b$	ab	و
$(1-a)$	\bar{a}	بدون

ومع ذلك، فمن المعقول اشتراط أن نتيجة عملية الانسداد لا تتغير كثيرا إذا قمنا بتغيير طفيف في المدخلات.

وهناك طريقة معقولة لإضفاء الطابع الرسمي على هذا الاشتراط هو أن تتطلب العملية $[0,1] \rightarrow [0,1] \times [0,1] : f$ تعوض الخاصية التالية بالنسبة لبعض العدد الحقيقي k [208]:

$$|f(a,b) - f(a',b')| \leq k \cdot \max(|a - a'|, |b - b'|) \quad (3.11)$$

كلما صغرت قيمة k ، كلما قلت حساسية العملية الخاصة بها. ولذلك، من المعقول أن نبحث عن العمليات الأقل حساسية (الأكثر قوة)، أي العمليات التي k - حساسة لأصغر قيمة ممكنة k . ومن المعروف أن هناك أدنى حساسية واحدة فقط t-norm ("و" - العملية) $f_{\&}(a,b) = \min(a,b)$ هناك أدنى حساسية واحدة فقط t-conorm ("أو" - العملية) $f_{\vee}(a,b) = \max(a,b)$ [209]. بشكل فير رسمي تدعى الدالة $[0,1] \rightarrow [0,1] \times [0,1] : f$ الانسداد "الحصري أو" العمليات إذا كانت تلبى الشروط التالية:

$$f(0,0) = f(1,1) = 0$$

$$f(1,0) = f(0,1) = 0$$

نحن نقول إن الدالة $f \in F$ هي الأدنى حساسية لفئة F إذن، لبعض الأرقام الحقيقية k ، هذه الدالة f هي k الحساس و، لكل $k' < k$ ليست دالة $f' \in F$ هي k' الحساس. ونتيجة لذلك، في فئة كل الانسداد "الحصري أو" العمليات، الدالة التالية هي أدنى حساسية [210] [211] [212].

$$f_{\oplus}(a,b) = \min(\max(a,b), \max(1-a, 1-b)) \quad (3.12)$$

الحل المقترح لرصد السيارة والتتبع يتغلب على الصعوبات لنموذج المشتغل الآلي في تقدير الرصد. فإنه يبحث بدقة عن قناع النقطة تتحرك من خلال توفير دالة الانتقال الانسداد على أساس المنطق الانسداد مشغل أدنى حساسية لتجميع البيكسل هذه العربات الجمع بين مشغل آلي خلوي وطرح الخلفية قادر على تلخيص ملامح صورة أكثر وضوحاً وفي هذه المرحلة، ملامح الصور هي أكثر وضوحاً لأعيننا المجردة.

بين كافة الميزات، يستخدم النظام المقترح اللون وميزة الحافة (تضمنين اختيار الميزة) التي تستخدم على نطاق واسع في مختلف خوارزميات التتبع. وعلاوة على ذلك، يمكن للخوارزمية عرض العمل بشكل متكرر وتعمل على نحو أفضل إلى حد كبير على رصد السيارات المتحركة تحت مختلف الظروف الجوية لتحكم أي أقسام الإطار الهيكل هي ثابتة أو متحركة. تعتبر البيكسل في الإطار الهيكل الحالي التي تحيد كثيراً عن الخلفية بوساطة التقنية أعلاه، أجسام متحركة. تتم معالجة هذه البيكسل 'المقدمة على نحو أبعد لتوطين الجسم وتتبعه.

هنا، Ω يجب أن تتكيف ويتم ضبطها عبر المشتغل آلي خلوي للبيئة مختلفة لضمان دقة صورة الخلفية.

من خلال تطبيق هذه العتبة التي تم توليف تأثيرها عن طريق المشتغل الآلي الخلوي، الفرق المطلق بين إطار الهيكل الصورة الحالية وصورة الخلفية يجعل رصد الأجسام المتحركة يتم بشكل دقيق. اصطلاح قاعدة معينة يتم اعتمادها على النحو التالي.

يمثل المربع المركزي الخلية الحالية التي هي الخلية قيد النظر، وجميع المربعات الأخرى تمثل أقرب ثمانية جيران لتلك الخلية.

كل من الخلايا يمكن أن تؤخذ على أنها متغير. وهكذا، فالنسبة للبعد الثنائي لخلية التشغيل الآلي، هناك 9 متغيرات من الواجب أخذها بالحسبان [213] [214].

في هذه الحالة، القاعدة المماثلة الواردة في كل خلية هي في الأساس حالة الجهاز المتناهية، المحدد عادة في شكل القواعد النحوية في إدخال كل تكوين الجوار الممكن من الحالات. لذا، فإن رقم القاعدة الذي يميز اعتماد الخلية الحالية على أن الجار المعين فقط في حالتنا هو 511، الذي ينص على وظيفة رسم الخرائط الثابتة (أي الاعتماد على جميع الجيران التي تصفه القاعدة 511).

يتم تحديد حالة خلية (البيكسل) من قبل الحالات السابقة من منطقة الجوار المحيطة بها من الخلايا (البيكسل) ويتم تحديثها بشكل متزامن في خطوات وقت منفصلة.

7.4 بعد المعالجة

إدراك الضجيج وعدم الاستقرار في البيئة الطبيعية، وتشمل الأجزاء الأمامية المعزولة كائنات متحركة حقيقية ومنطقة تداخل التي من شأنها أن تؤدي إلى التتبع غير الصحيح. لذلك، ما بعد المعالجة هو عملية ضرورية لإعادة النظر في الأجزاء الأمامية مثل الضوضاء والتدخل (انظر الشكل 18.4).

الشكلية الرياضية عبارة عن أداة لاستخراج مكونات الصورة التي هي مفيدة في تمثيل شكل المنطقة ووصفها، مثل الحدود، الهياكل العظمية، وهلم جرا [215] [216].

يستخدم التشكل في تحليل مستوى الصور الثنائية والرمادية والاستخدامات الأكثر شيوعاً التي تشمل رصد الحافة، وإزالة الضوضاء، وتحسين الصورة وتجزئة الصورة.

هناك عمليتان أساسيتان في التشكل الرياضية هي التآكل (3.13) والتوسع (3.14) [217] [218] كلا المشغلين يتخذ اثنين من المدخلات:

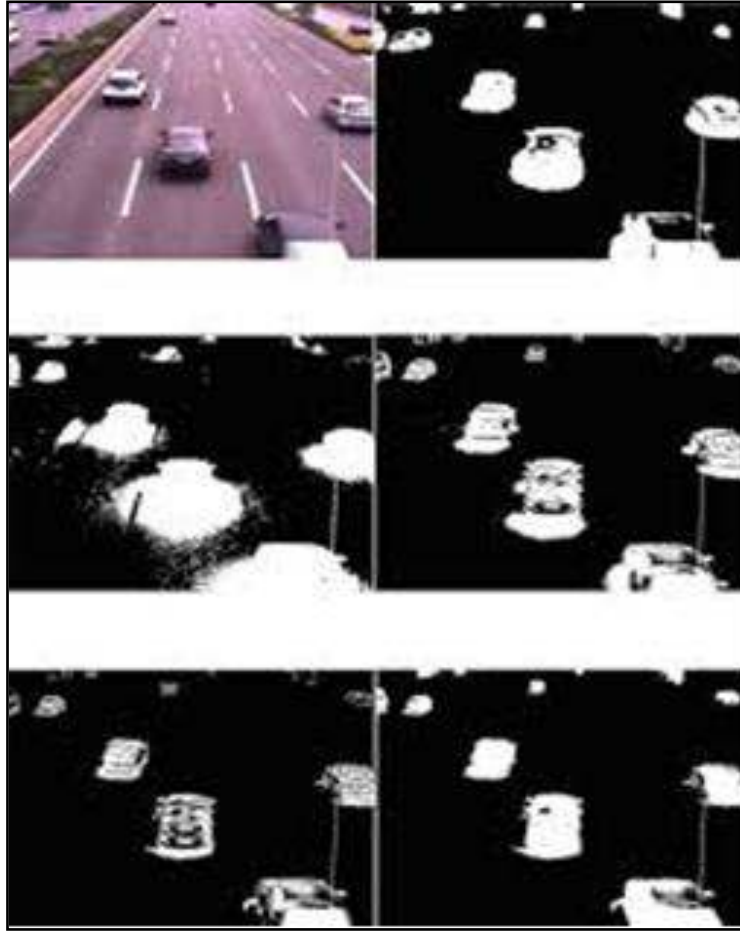
صورة ثنائية لتتآكل أو تمدد، يرمز لها A ، وعنصر الهيكلية يرمز له B ،

$$A \oplus B = \{d | B_d \cap A \neq \phi\} \quad (3.13)$$

$$A \theta B = \{d | B_d \subset A\} \quad (3.14)$$

حيث d هو إزاحة عنصر الهيكلية. ويمكن اعتبار التشكل الثنائي حالة خاصة من التشكل مستوى الرمادي، حيث الصورة فيها اثنان من القيم المحتملة فقط. لصورة رمادية، يتم تطبيق عناصر الهيكلية مباشرة على قيم شدة البيكسل للصور الثنائية $f_{i,j} = 1$ دائما ما يؤخذ لتمثيل المقدمة، في حين $f_{i,j} = 0$ دائما ما يرمز للخلفية

ويمكن تعريف عناصر الهيكلية الشكلية بصورة تعسفية، ويمكن اعتبارها مجموعة من إحداثيات نقطة. عادة، تتمحور إحداثيات النقطة على الأصل. عمليات التآكل والتوسع الشكلية تعمل من خلال تطبيق عنصر الهيكلية، B ، عند كل نقطة في الصورة المدخلة A ، حيث $f_{i,j} = 1$ ودراسة التقاطع بين إحداثيات نقطة مترجمة من B وإحداثيات A . على سبيل المثال، في حالة تشكل التوسع، ستتكون الصورة الناتجة من مجموعة جديدة من البيكسل تتألف من اتحاد عنصر الهيكلية والصورة المدخلة.



شكل (18.4): العملية بعد المعالجة

8.4 رصد الأجسام المتحركة وتتبعها

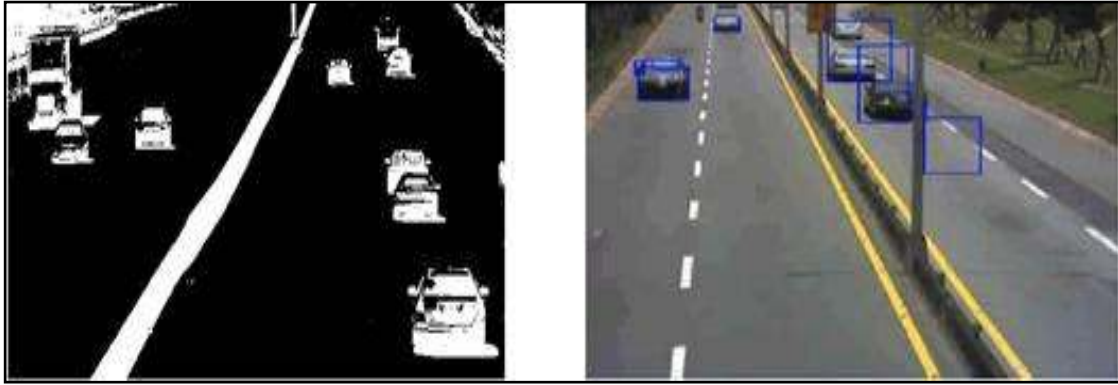
بعد إغلاق الشكلية، ينبغي للنظام تسمية المكونات المتصلة، والتي تسمى أيضا المواد والحصول على موقع الأجسام المتحركة كما هو موضح في الشكل (19.4). تستخدم مكونات وضع البطاقات التعريفية متصل للكشف عن المناطق المتصلة في صور ثنائية. وهو يقوم بمسح صورة ومجموعات البيكسل لها في المكونات القائمة على اتصال البيكسل [219] المكونات المتصلة المتكثلة تنشئ رسماً بيانياً غير موجه عن طريق وضع العلامات على البيكسل في الصورة على أساس اتصال البيكسل.

ويمكن تعريف تدابير مختلفة من الاتصال. ومع ذلك، اثنان من عناصر الهيكل الأكثر شيوعاً لقياس الاتصال هي اتصال أربعة بكسل واتصال ثمانية بكسل. ويقال إن اثنين البيكسل تكون جزءاً من نفس المجموعة المكونة الموصولة إذا كان هناك مسار بينهما. يتم تحديد المسارات المسموح بها من قبل عناصر الهيكل.

عادة، يتم إجراء وضع العلامات للمكون المتصل على الصور الثنائية، على الرغم من اتخاذ تدابير الربط التي تنطوي على إمكانية الصور الرمادية والملونة. في حالة الصور الثنائية فإن خوارزمية وضع العلامات للمكونات المتصلة تجتاز الصف في صورة ما حتى يتم العثور على البيكسل. حيث $f_{i,j}=1$.

عندما يتم العثور على هذا يتم تقييم الجيران التي حددها عنصر الهيكل. وإذا كان كل الجيران 0، تسمية جديدة $P_{i,j}$ هي تعيين للبيكسل. إذا كان البيكسل (i,j) له جار واحد حيث $f_{i,j}=1$ يعين $P_{i,j}=P_{i',j'}$. وأخيراً، إذا كان هناك أكثر من جار يساوي 1، يعين النظام واحداً من التسميات على $P_{i,j}$ وإجراء ملاحظة عن المتكافئات من التسميات المتصلة.

بعد الانتهاء من الخوارزمية، يتم فرز التسميات المتكافئة في مجموعات ويتم تعيين تسمية فريدة لكل منها [220].



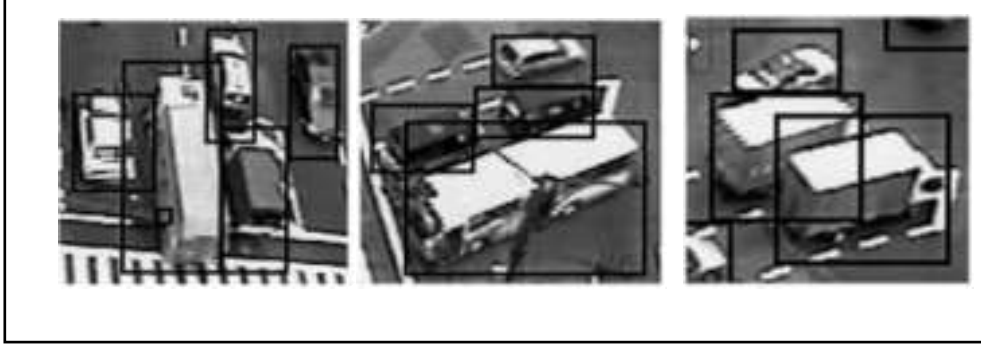
شكل(19.4): تحليل المكونات المتصلة

9.4 معالجة الانسداد

الانسداد هو حدث ديناميكي يتغير خلال المدة، التي تظهر بها المركبات في مجال الرؤية كما هو مبين في الشكل (20.4). الفشل في رصد وجود الانسداد وحله قد يؤدي إلى أخطاء المراقبة، بما في ذلك عدد المركبات غير الصحيح والتعقب غير الصحيح للمركبات الفردية والتصنيف غير الصحيح لنوع مركبة على ذلك الجزء من الطريق.

بيد أن، كشف الانسداد والحل تتصف بالتعقيد بطبيعته، لأنه يعتمد على خصائص السيارة المسبقة التي من شأنها أن تشير إلى ما إذا كان الجسم المتحرك المعين يتكون من مركبة واحدة أو أكثر من مركبة [221] [222] [223].

إذا كانت هي الحالة الأخيرة، فإن هذه الميزات ستكون لتوفير أساس للتمييز أي مركبة هي. والسؤال في كثير من الأحيان هو حول أي نوع من الميزات سيتيح الرصد وكيفية الاستفادة من أي نوع من الميزات لحل الانسداد.



شكل (20.4): نوع الانسداد

استنادا إلى الميزات المعينة للمركبات المختلفة، يستخدم النظام المقترح معلمات ثلاثة. البعد البصري، والعرض المرئي، ونسبة البيكسل من مربع الإحاطة (الناتج من الخطوة السابقة) كما ورد في [224] من أجل حل مشاكل الانسداد بين المركبات. تخطى هذا النظام مختلف القضايا التي أثارها تعقيد تجزئة الانسداد كما أنه يستخدم طريقة بسيطة وسهلة لحل مشكلة الانسداد إلى حد كبير.

من الصور المطبقة، يمكن للنظام تحديد أربعة أنواع من الانسداد في مكونات الجسم المتصل:

- 1- أفقي: سيارة تندمج مع السيارات الأخرى على يمينها أو يسارها.
- 2- عمودي: سيارة تندمج مع السيارات الأخرى أمامها أو خلفها.
- 3- خط قطري اليمين: سيارة تندمج مع السيارات الأخرى وراءها وإلى اليمين.
- 4- انسداد الخط القطري على اليسار: سيارة تندمج مع السيارات الأخرى وراءها وإلى

اليسار. هنا، البيكسل هو وحدة طول وعرض في الصورة، ويتأثر بموضع الجسم.

تعتمد الفكرة العامة على القاعدة التالية، حيث L_{vis} هو البعد البصري، و LR_{vis} يرمز للبعد

البصري لمربع الإحاطة المتبقي. انظر [225] لمزيد من التفاصيل بشأن الخطوات المطلوبة لحل أربعة أنواع من الانسداد.

$$if \left\{ (L_{vis} \geq LR_{vis}) \wedge \left(\left| \frac{L_{vis} - LR_{vis}}{L_{vis}} \right| \leq 0.5 \right) \right\}$$

تحدد الجسم من مربع الإحاطة المتبقي على أنها تنتمي إلى سيارة واحدة.

هذه الأطروحة حققت تحديث الخلفية التكوينية لمشكلة تعقب المركبات على أساس نهج الآلة الخلوي الانسداد.

تتغير صورة الخلفية دائما نتيجة للتغيرات في تحريك المركبات وغيرها من الاضطرابات البيئية. مزايا النظام المقترح يمكن تلخيصها على النحو الآتي:

1- عن طريق استخدام أدنى حساسية بوابة الاختيار الحصري للانسداد XOR. لوظيفة الخرائط في تكوين التشغيل الآلي الخلوي، لذلك، يمكن للنظام التحديث باستمرار لصورة الخلفية.

2- قدرة النظام على تحديد عدد السيارات في إطار الهيكل ظروف الإضاءة المختلفة دون متطلبات التكوين والمعايرة.

3- يمكن للنظام التعامل مع الإبهام الجزئي.

4- لا يتطلب النظام عملية التعلم غير المتصل بالإنترنت.

5- حيث إن اتجاه السيارة وموقعها متشابه وموحد بالمسافات تكون منطقة التتبع

التكرارية عبر الإطار الهيكل المتعددة السريعة.

6- استخدام نظام رصد السيارة كجزء من نظام النقل الذكي المتقدم.

للتحقق من فعالية الطريقة المقترحة، تم جمع قاعدة بيانات تشمل 11 مجموعة من تسلسل

صور المرور الثنائية، في ظروف بيئية مختلفة للاختبار.

نتائج التجربة تدل على أن الطريقة المقترحة تحقق دقة عالية ووقت المعالجة معقول.

الفصل الخامس

النتائج والمناقشة

الفصل الخامس

النتائج والمناقشة

في هذا الفصل، تم تحليل كفاءة النموذج الحسابي المقترح للمشغل الآلي الخلوي المستخدم لمعالجة مشكلة أساليب طرح الخلفية القائمة للتعقب الديناميكي للمركبات في الوقت الحقيقي والظروف البيئية المتغيرة وقد أجريت العديد من مجموعات العمل التجريبي المختلفة لتحديد التغيرات ومدى متانة النظام المقترح.

1.5 مادة البحث

في سياق فصل خلفية الصورة الأمامية، نقترح إجراء تحليل المكون الرئيسي نشط (RPCA) عبر الإنترنت مع فهرسة ضوئية تفصل بشكل متكرر سلسلة من إطارات الفيديو في المكونات الأمامية (المتفرقة) والخلفية (منخفضة الرتبة).

يمكن معالجة طريقة الفصل هذه لكل إطار فيديو من مجموعة صغيرة من القياسات، على النقيض من RPCA المعتمد على الدفعة التقليدية، الذي يعالج البيانات الكاملة.

وتعزز الطريقة المقترحة أيضًا العديد من المعلومات المسبقة عن طريق دمج الخلفية والفواصل الأمامية المفصولة سابقًا في مشكلة تصغير $n - 1$ وعلاوة على ذلك، يتم استخدام optical ow البصرية لتقدير الحركات بين الإطارات الأمامية السابقة ثم تعويض الحركات لتحقيق أعلى مستويات الجودة الأمامية السابقة لتحسين الفصل.

يتم اختبار طريقتنا على العديد من متواليات الفيديو في سيناريوهات مختلفة لفصل الخلفية الأمامية على خلفية القياسات الانضغاطية.

تظهر النتائج المرئية والكمية أن الطريقة المقترحة تتفوق على الطرق الأخرى القائمة [228].

1.1.5 تصنيف واسترجاع الفيديو المروري

في السنوات الأخيرة، أظهر استخدام أنظمة الفيديو لرصد حركة المرور على إضافة مميزة على أجهزة الكشف التقليدية. فأمكن أن يوفر تحليل الفيديو المرئي معلومات عالمية، مثل سرعة حركة المرور الإجمالية، وشغل حركة المرور، وسرعة المسار الفردية، إلى جانب القدرة على تتبع السيارات الفردية.

ونظرًا لأن أنظمة الفيديو أقل تشويشًا وأقل تكلفة في التثبيت للكشف عن الحلقات والاطارات، فقد ازداد الاهتمام في بناء واستخدام شبكات كاميرات كبيرة لمراقبة الجوانب المختلفة لحركة المرور، مثل ازدحام حركة المرور.

معظم العمل الحالي في مراقبة حركة المرور يستخدم تجزئة السيارة لإطارات للتتبع. من خلال:

أولاً، يتم تقسيم السيارة المحتملة من المشهد باستخدام إشارات الحركة. بمجرد إجراء التجزئة، يتم تعقب الكائنات بين الإطارات باستخدام طرق متنوعة، مثل الأنظمة المستندة إلى القواعد أو عوامل تصفية Kalman.

إن إطار تتبع المركبات له عيوب في أن دقته تعتمد على جودة التجزئة. وتصبح مهمة التصنيف أكثر صعوبة مع وجود ظروف بيئية معاكسة، مثل الإضاءة (على سبيل المثال، ملبد بالغيوم، وهج، ليلاً)، وظلال، وانسداد.

علاوة على ذلك، لا يمكن إجراء التقسيم بشكل موثوق به على الصور ذات الدقة المنخفضة حيث لا تتسع المركبات إلا لعدد قليل من وحدات البكسل.

ولدى خوارزميات التتبع أيضًا مشكلات عند وجود العديد من الكائنات في المشهد، وهو ما يحدث عادةً في المشاهد السريعة ذات الازدحام.

هنا نستعرض بعض جوانب تقرير أجري على حقل باعتبار الحركة ككل وباستخدام نموذج احتمالي موال، وهو النسيج الديناميكي.

والذي يتم تجريد الحركة من تتابع الفيديو وتمثيلها كنموذج تولد، وبالتالي تجنب الصعوبات في التقسيم والتتبع. علاوة على ذلك، يسمح استخدام نموذج احتمالي لمجموعة غنية من وظائف المسافات والمصنفات التي تعتمد على نظرية الاحتمالات والمعلومات.

على وجه الخصوص، يمكن إجراء التصنيف باستخدام إطار SVM الاحتمالي، الذي يجمع بين ضمانات التعميم لطريقة SVM ذات الهامش الكبير، مع متانة النماذج الاحتمالية الأساسية. للاسترجاع، يسمح النموذج الاحتمالي للنظم المتقدمة مثل استرجاع بايزي.

تظهر النتائج التجريبية أن هذا الإطار مفيد في مهام مثل استرجاع الفيديو المروري وتصنيف الازدحام في متواليات المرور، وأن النموذج قوي لظروف الإضاءة، والانسداد، وعدم الوضوح كما في الشكل رقم (1.5).



شكل (1.5): تصنيف واسترجاع الفيديو المروري [229]

2.1.5 قواعد البيانات المستخدمة

أجريت التجارب على مجموعة من الفيديوهات الحقيقية التي أخذت في طريق سريع حضري مزدحم حيث يحدث الانسداد بشكل متكرر.

بينما المركبة في حالة الانسداد الجزئي، أو الانسداد شبه الكامل أو الانسداد كامل. تم الحصول على جميع تسلسلات الصورة خلال النهار، مع وجود مختلف الظروف الجوية بوساطة كاميرا ثابتة وكاميرات الفيديو المرورية، والتي تتوفر على صورة صفحة ويب والروابط الالكترونية.

3.1.5 بيانات المعهد ألماني للتبادل الالكتروني

1- تسجيل لحركة مرور في تقاطع مدينة دورلتشر-تور-Platz في كارلسروه وتم تصويره بواسطة كاميرا ثابتة • 512 × 512 صورة رمادية، وتقسيمه لـ 50 إطار (تنسيق GIF) كما في الشكل (2.5).



شكل (2.5) تقاطع المرور مسجل في دورلتشر

2- تسجيل لحركة المرور في تقاطع Ettliger-Tor بواسطة كاميرا ثابتة وبمقدار 50 إطار بصور رمادية 512 × 512 في ظروف غير جيدة (تنسيق GIF) كما في الشكل 3.5.



شكل (3.5): تقاطع حركة المرور المسجل في مدينة Ettliger-Tor

3- تسجيل لحركة مرور في تقاطع مدينة nibelungen-Platz في فرانكفورت وتم تصويره بواسطة كاميرا ثابتة 720 × 576 صورة رمادية، وتقسيمه لـ 350 إطار (تنسيق GIF) كما في الشكل 4.5



شكل (4.5): تقاطع حركة المرور المسجل في مدينة فرانكفورت

4- تسجيل لحركة مرور في تقاطع مدينة قاطع كارل-ويلهلم في كارلسروه وتم تصويره بواسطة كاميرا ثابتة 740 × 560 صورة رمادية في ظروف طبيعية، وتقسيمه لـ 1733 إطار (تنسيق GIF) كما في الشكل 5.5.



شكل (5.5): تقاطع حركة المرور المسجل في مدينة كارلسروه

5- تسجيل لحركة مرور في تقاطع مدينة كارل-ويلهلم في كارلسروه وتم تصويره بواسطة كاميرا ثابتة 768 × 576 صورة رمادية في ظروف طبيعية، وتقسيمه لـ 1540 اطار (تنسيق GIF) كما في الشكل 6.5.



شكل (6.5): تقاطع حركة المرور المسجل في مدينة كارل-ويلهلم في كارلسروه

6- تسجيل لحركة المرور التي تظهر في تقاطع كارل-ويلهلم في كارلسروه، المسجلة بواسطة كاميرا ثابتة 768 × 576 الصورة ملونة (PPM-الشكل) الضباب الكثيف ومقسم إلى 290 إطار، كما في الشكل 7.5.



شكل (7.5): تقاطع حركة المرور المسجل في مدينة كارل-ويلهلم في كارلسروه

اثناء الضباب [230]

4.1.5 مجموعة بيانات المرور لمعهد ماساتشوستس للتكنولوجيا

وهي مجموعة بيانات حركة المرور MIT للبحث في تحليل النشاط والمشاهد المزدحمة. وتتضمن تسلسل مرئي مدته 90 دقيقة. يتم تسجيله بواسطة كاميرا ثابتة. حجم المشهد هو 720×480 . وهو مقسم إلى 20 مقطعًا كما في الشكل 8.5.



شكل 8.5: حركة المرور لتقاطع في مدينة ماساتشوستس لتمييز الخلفية

ويمكن تنزيل الفيديو من الرابط التالي:

<http://www.ee.cuhk.edu.hk/~xgwang/MITtraffic.html>

من أجل تقييم أداء الكشف البشري على مجموعة البيانات هذه، يتم وضع علامة على الحقيقة الأرضية للمشاة في بعض إطارات العينات يدويًا. يمكن تحميلها أدناه. يوفر الملف التمهيدي إرشادات حول كيفية استخدامه [231].

حقيقة الخلفية الأرضية عن المشاة والحوسبة المرئية الإحصائية لمختبر سان دييغو:
ويخلص الجدول 1.5 مجموعة البيانات الفيديو.

جدول 1.5: وصف مجموعة البيانات

الوصف	صورة مصغرة	الوقت بالثانية	عدد إطارات الهياكل	رقم الفيديو
576 × 768 صور ملونة (صيغة- AVI) الظروف الطبيعية		30	749	فيديو 1
576 × 768 صور ملونة (صيغة- PPM) تساقط ثلج كثيف		10	300	فيديو 2
576 × 768 صور ملونة (صيغة- PPM) الثلوج على الحارات		10	300	فيديو 3
565 × 688 صور قيمة الرمادي (صيغة- PM.GZ) الظروف الطبيعية		33	1000	فيديو 4
576 × 768 صور قيمة الرمادي (صيغة- PGM) الظروف الطبيعية		51	1540	فيديو 5
576 × 768 صور ملونة (صيغة- PPM) ضباب كثيف		12	290	فيديو 6

الوصف	صورة مصغرة	الوقت بالثانية	عدد إطارات الهيكل	رقم الفيديو
576 × 768 صور ملونة (صيغة- AVI) مشهد حركة المرور كثيفة (سرعة بطيئة)		5	52	فيديو 7
576 × 768 صور ملونة (صيغة- AVI) مشهد حركة المرور كثيفة (سرعة عالية)		5	52	فيديو 8
576 × 768 صور ملونة (صيغة- AVI) مشهد حركة المرور متقطعة (سرعة بطيئة)		5	52	فيديو 9
576 × 768 صور ملونة (صيغة- AVI) مشهد حركة المرور متقطعة (سرعة عالية)		5	52	فيديو 10
576 × 768 صور ملونة (صيغة- AVI) مطر		5	52	فيديو 11

الجدول رقم (2.5) يوضح معامل الارتباط بين عدد إطارات الهياكل والوقت بالثانية

والوصف

الوصف	الوقت بالثانية	عدد إطارات الهياكل	معامل الارتباط	
-0.82	0.94	1.00	معامل الارتباط	عدد إطارات الهياكل
0.000	0.000	0.000	القيمة الاحتمالية	
-0.81	1.00	0.99	معامل الارتباط	الوقت بالثانية
0.000	0.000	0.000	القيمة الاحتمالية	
1.00	-0.80	-0.82	معامل الارتباط	الوصف
0.000	0.000	0.000	القيمة الاحتمالية	

يتبين من الجدول (2.5) ان هناك علاقة ارتباطية طردية بين عدد اطارات الهيكل والوقت

بالثانية بلغت (0.99) وهي علاقة طردية بين بينهما، بينما توجد علاقة ارتباطية عكسية قوية عدد

اطارات الهياكل والوصف بقيمة معامل ارتباط (-0.82)

5.1.5 الأجهزة المستخدمة

الخوارزمية، المقدمة في هذه الأطروحة، تنفذ مع جهاز كمبيوتر محمول طراز إتش بي بالموصفات التالية:

- 1- وحدة المعالجة المركزية المعالج: إنتل (R) الأساسية i5™ و-M2410، 2.30 جيجا هرتز.
- 2- الذاكرة المثبتة (رام): 6.00 جيجا بايت.
- 3- نوع النظام: نظام التشغيل 64 بت.
- 4- نظام التشغيل: مايكروسوفت ويندوز 8.1 المؤسسة.

6.1.5 البرمجيات المستخدمة

وقد تم تنفيذ الرصد والتتبع للمركبات المقترحة باستخدام MATLAB® (R2015a) (8.5.0.197613) 64 بت بسبب الأداء العالي لأدوات معالجة الصور لتصور الفيديو وتحليله أو تسلسل الصور.

وهو يدعم مجموعة واسعة من عمليات معالجة الصور، بما في ذلك الحصول على الصور والرقمنة. علم الحساب، والمنطق، وهندسية العمليات؛ تقنيات تحسين الصورة. تقنيات ترشيح تردد المجال للصورة ذات الصلة. استعادة الصورة؛ مورفولوجيا الرياضي. تقنيات رصد الحافة. تجزئة الصورة؛ ضغط الصور والترميز. وميزة الاستخراج والتمثيل. تجهيز الفيديو يقدم المفاهيم الأساسية والمصطلحات المرتبطة مع الإشارات والنظم للفيديو التناظري، فضلا عن صيغ الفيديو الرقمي ومعاييره. وهو يدعم تقدير الحركة وأساليب التعويض، ويشمل تسلسل الفيديو الذي يمكن ترشيحه، ويتضمن حلاً لرصد الجسم في تسلسل الفيديو وتتبعه [232] [233].

7.1.5 معيار التقييم

يستخدم معدل الرصد الزائف (FDR) ومعدل الرفض الزائف (FRR)، والدقة (AC) لقياس أداء رصد المركبة المتحركة.

يظهر معدل الرصد الزائف نسبة الخطأ بالرصد الزائف الذي يرتكبه النظام برصد مركبة في مكان ليس به مركبات. يظهر معدل الرفض الزائف نسبة الخطأ بالرفض الزائف الذي يرتكبه النظام بعدم رصد مركبة في مكان به مركبات.

كلما انخفضت قيمة معدل الرصد الزائف ومعدل الرفض الزائف، كان ذلك أفضل برصد المركبة المتحركة.

وتعرف الدقة بأنها نسبة المركبات التي تم تحديدها بشكل صحيح من إجمالي عدد الحالات. كلما ارتفعت قيمة الدقة، كان ذلك أفضل برصد المركبة المتحركة.

يتم التعبير عن جميع معلمات التقييم من حيث صحيح إيجابي (TP)، صحيح سلبي (TN)، كاذب سلبي (FN) وكاذب إيجابي (FP) [234] [235] [236] [237] كما هو موضح في الشكل 9.5.

		PREDICTED CLASS		
		Class=Yes	Class=No	
ACTUAL CLASS	Class=Yes	a: TP	b: FN	a: TP (true positive) b: FN (false negative)
	Class=No	c: FP	d: TN	c: FP (false positive) d: TN (true negative)

شكل (9.5): مصفوفة الالتباس

$$AC = (TP + TN) / (TP + FP + TN + FN) \quad (4.1)$$

وتعرف الحساسية (SE) كمقياس لقدرة طريقة تحديد الحالات غير الطبيعية (الأجسام التي

هي ليست مركبات) وتحسب على النحو الآتي:

$$SE = TP / (TP + FN) \quad (4.2)$$

النوعية (SP) هي مقياس لقدرة طريقة تحديد الحالات العادية (الأجسام التي هي مركبات)

وتعطى في علاقة:

$$SP = TN / (TN + FP) \quad (4.3)$$

معدل الرصد الزائف وهكذا يعرف بأنه النسبة بين أعداد المركبات التي تم تحديدها بشكل صحيح والعدد الإجمالي لجميع المركبات في الصور يحسب على النحو الآتي:

$$FDR = TP / (TP + FP) \quad (4.4)$$

معدل الدقة الزائف FAR هو الذي يعرف بأنه نسبة أعداد الأجسام المحددة بشكل غير صحيح بأنها مركبات إلى مجموع عدد المركبات التي تم تحديدها بشكل صحيح وأعداد الأجسام المحددة بشكل غير صحيح بأنها مركبات.

معدل الدقة الزائف يحسب على النحو الآتي:

$$FAR = FN / (TP + FN) \quad (4.5)$$

معدل الرفض الزائف هو الذي يعرف بأنه نسبة أعداد المركبات التي تم تحديدها بشكل غير صحيح لمجموع أعداد غير المركبات التي تم تحديدها بشكل صحيح وأعداد المركبات التي تم تحديدها بشكل غير صحيح.

معدل الرفض الزائف يحسب على النحو الآتي:

$$FRR = FP / (TN + FP) \quad (4.6)$$

8.1.5 خوارزميات المقارنة

لمقارنة الطريقة المقترحة للمشغل الآلي الخلوي المبهم (fuzzy) للإطباق التكيفي مع الكلاسيكية (المستندة إلى الضبابية Gaussian unit)، تستخدم تطبيقات هذه الطرق (إعادة تنفيذ الإصدارات) الآتية مثل نهج المبهم (fuzzy) [238] طريقة المشغل الآلي الخلوي المبهم (fuzzy) [239] المبني على الجسم [240]، المدرج الإحصائي للون [241]، واختبار كفاءة برنامج الكمبيوتر [242] المبني على الميزات [243]، وشبكة النظرية الافتراضية [244] لرصد المركبات. ويعرف [245] قيمة العتبة لكل بكسل على أساس القيمة الحالية لمتوسط برنامج التشغيل المبهم (fuzzy) الحالي.

حيث، العمل في [246] تعديلات العتبة باستخدام المشغل الذاتي الخلوي ويتم استخدام قواعد مبهم (fuzzy) وفقاً للفترة الزمنية التي ينتمي فيها عدد من الخلايا النشطة لخلايا المربع. والفرق الرئيس بين النظام المقترح والنظام الحالي [247] لا يتمثل فقط في قدرته على التعامل مع الإطباق بل يتمثل في أن النظام المقترح لا يعتمد على قواعد مبهم، والتي بنيت في معظمها على رأي الخبراء.

نظامنا يستخدم المشغل المبهم (fuzzy) كقاعدة انتقالية في المشغل الآلي الخلوي المزوج لضبط قيمة العتبة المحددة مسبقاً.

هذا المشغل ذو البوابة الجبرية الحصرية المبهم (fuzzy) XOR لديه القدرة على محاكاة أنظمة الرصد حينما يكون التشغيل مشوشاً.

في هذه الحالة، القاعدة الانتقالية ليست دالة لديها نتيجة واحدة فقط لكل تهيئة جوار، ولكن هي قاعدة تنتج واحدة أو أكثر من النتائج المحتملة مع عدم التأكيد المرتبط للخلايا النشطة. فيه [248] يوظف النظام القاعدة الانتقالية بشكل كلي مسند على العدد الكلي للخلايا النشطة.

إن تركيز هذا العمل يكمن في خوارزمية تجزئة الجسم القوية فضلاً عن التعرف على الميزات لفصل موثوق بين المركبات والخلفية (كل الأشياء التي ليست مركبات) على مشاهد مختلفة. ويستند هذا الأسلوب موضح على ثلاث خطوات متتالية، بالتحديد هي تجزئة الجسم، واستخراج الميزة، والتصنيف الإشرافي.

في العمل المذكور يتم [249]، بناءً تنبئاً في النماذج الإحصائية للهدف في مساحات اللون وميزة الشكل والتقييم المستمر لكل من مساحات الميزة عن طريق حساب نقاط التشابه بين التوزيعات الاحتمالية للهدف والنموذج.

واستناداً إلى نقاط التشابه، يتم تحديد الموقع النهائي للهدف عن طريق دمج المواقع المحتملة الموجودة في مساحات الميزات المختلفة معاً. هنا تمت الاستفادة [250] من اثنين من الميزات المتكاملة والفعالة، هي الحجم، والرسم البياني للتدرجات الموجهة، لرصد المركبات. وعلاوة على ذلك، يتم استخراج سياق مشهد مفيد، وخطوط الطريق، لتعزيز رصد الحركة.

إن هذه الدراسة [251] تستخدم احتمالية المؤخرة مع كل من معلومات المركبة وما هو ليس بمركبة لإجراء رصد تلقائي للمركبة.

الاحتمالية المشتركة لإجراء احتمالية تقدير الحد الأقصى تأخذ بالاعتبار كلاً من السمات المحلية ذات مغزى ومواضعها المقابلة.

تجمع هذه الدراسة منهج تحليل المكون الأساسي وتحليل المكون المستقل لنمذجة المركبة. في [252] إطار الهيكل العمل المقدم هنا لرصد المركبة والذي لا يعتمد على قواعد وقيود صارمة لحجم المركبة أو نسبة العرض إلى الارتفاع. بدلاً من ذلك، فإن هذه القيود هي الملاحظات التي يمكن تعلمها عبر شبكة النظرية الافتراضية. لا تتطلب عملية التدريب الكثير من عينات التدريب. البيكسل الملونة هي تلك التي تصنف على أنها بكسل المركبة عبر شبكة النظرية الافتراضية.

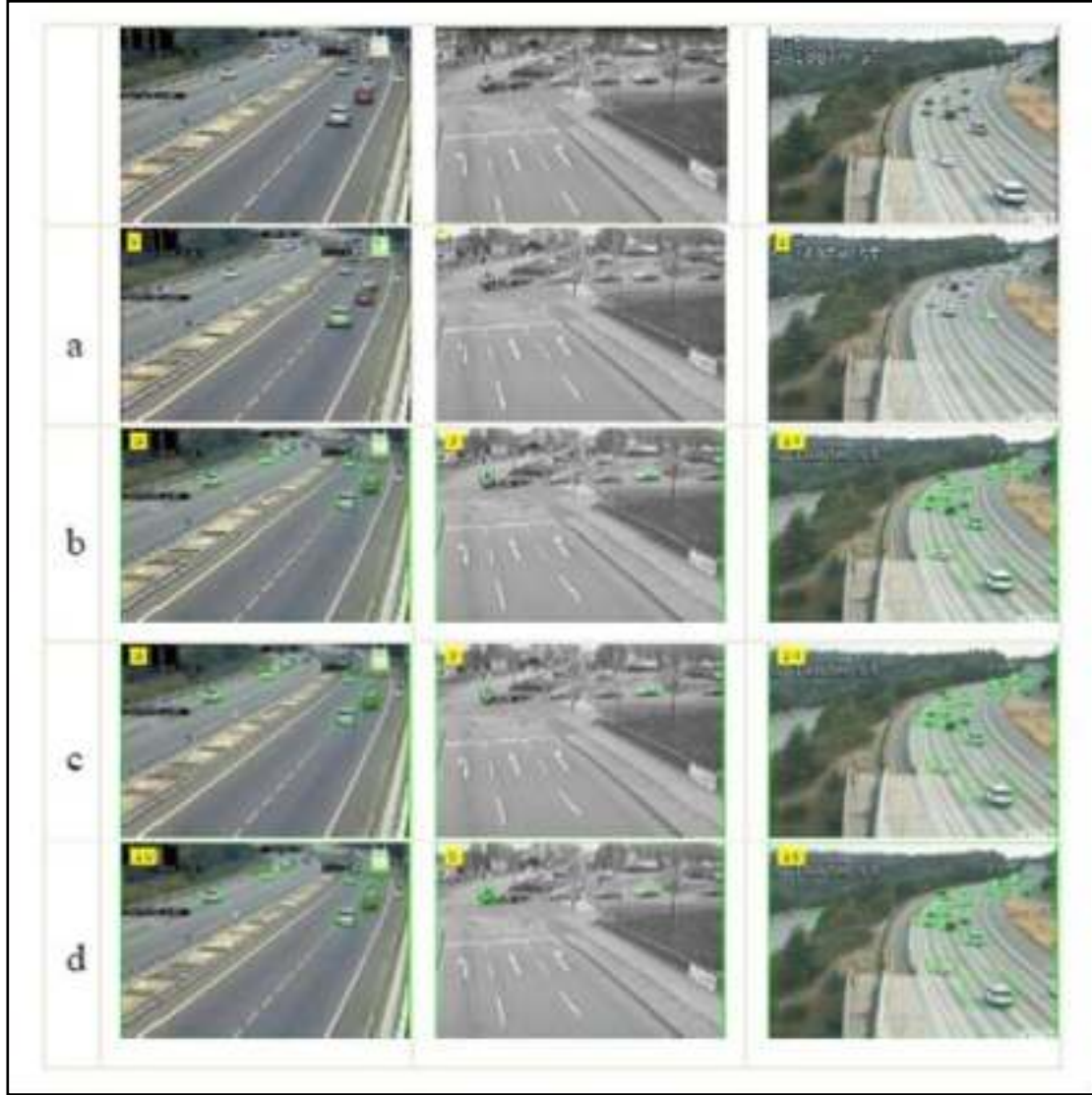
2.5 نتائج المحاكاة

1.2.5 تحليل الأداء

في مساحة التجربة كما في الشكل 10.5، تم اختيار ثلاث عربات متحركة مختلفة:

- 1- أجسام متحركة التي مستوياتها اللونية الرمادية مختلفة تماماً عن المستوى اللوني الرمادي للخلفية: كل الطرق قادرة على رصد المركبة.
- 2- أجسام متحركة التي مستوياتها اللونية الرمادية مختلفة قليلاً عن المستوى اللوني الرمادي للخلفية: النهج الكلاسيكي لا يمكنه رصد الجسم المتحرك بشكل صحيح، ولكن كل النهج الأخرى، ترصد المركبة بشكل صحيح.
- 3- أجسام متحركة التي مستوياتها اللونية الرمادية متشابهة إلى حد كبير للمستوى اللوني الرمادي للخلفية: لا يستطيع النهج الكلاسيكي أو المبهم (fuzzy)، أو المشغل الذاتي الخلوي المبهم (fuzzy) أن يرصد المركبة.

في حين أن النهج المقترح يرصد الجسم المتحرك بدقة مع عدم وجود أي إنذارات كاذبة تقريباً.

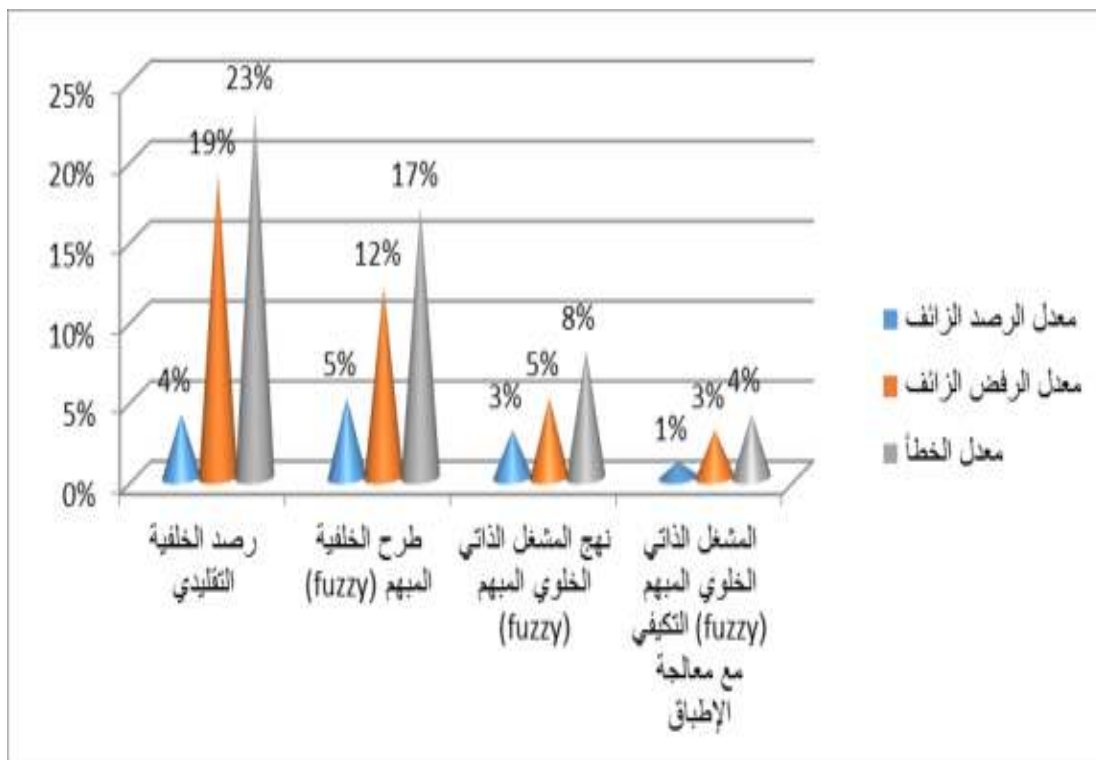


شكل 10.5: رصد المركبات المتحركة بمدينة وتتبعها

نتيجة رصد مركبة باستخدام (a) طرح الخلفية الكلاسيكي و (b) الخلفية المبهمة (fuzzy) (fuzzy) (c) المشغل الذاتي الخلوي المبهم (fuzzy)، و (d) النظام المقترح. كما هو مبين في الجدول 3.5 تم رصد المركبات المتحركة وتتبعها في طريق بمدينة بشكل صحيح باستخدام النظام المقترح مقارنة مع الخوارزميات الأخرى.

جدول 3.5: معدل الخطأ

معدل الخطأ	معدل الرفض الزائف	معدل الرصد الزائف	
%23	%19	%4	رصد الخلفية التقليدي
%17	%12	%5	طرح الخلفية المبهم (fuzzy)
%8	%5	%3	نهج المشغل الذاتي الخلوي المبهم (fuzzy)
%4	%3	%1	المشغل الذاتي الخلوي المبهم (fuzzy) التكيفي مع معالجة الإطباق



الشكل (11.5) يوضح طرق الرصد المختلفة الأربعة (معدل الرصد الزائف+معدل الرفض

الزائف+معدل الخطأ)

المصدر اعداد الباحث برنامج excel

يتبين من الجدول (3.5) والشكل (11.5) ان التوزيع النسبي كالاتي رصد الخلفية التقليدي

وان معدل الرصد الزائف بنسبة (4%) و معدل الرفض الزائف بنسبة (19%) و معدل الخطأ

بنسبة (23%) وان طرح الخلفية المبهم (fuzzy) بنسبة (5%) و معدل الرفض الزائف بنسبة (12%) و معدل الخطأ بنسبة (17%) وان نهج المشغل الذاتي الخلوي المبهم (fuzzy) بنسبة (3%) و معدل الرفض الزائف بنسبة (5%) و معدل الخطأ بنسبة (8%) والمشغل الذاتي الخلوي المبهم (fuzzy) التكيفي مع معالجة الإطباق بنسبة (1%) و معدل الرفض الزائف بنسبة (3%) و معدل الخطأ بنسبة (4%)

النتائج التجريبية في الجدول 4.5 تظهر أن معدل الرصد الزائف ومعدل الرفض الزائف لرصد المركبة المقترح هي 1% و 3% على التوالي.

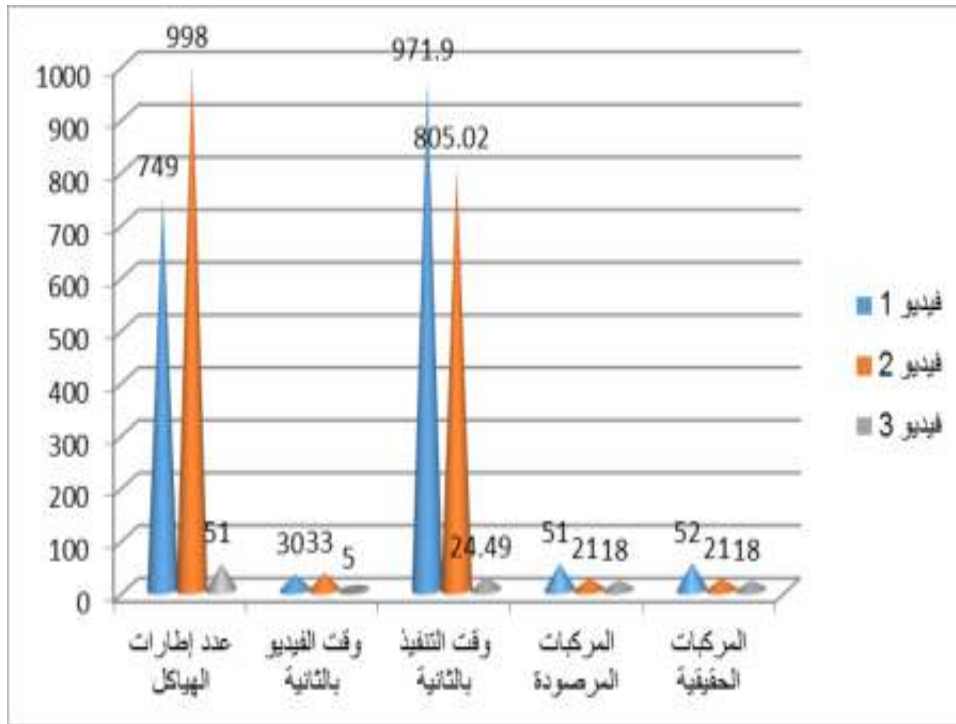
وذلك يدل على أن معدل الخطأ الكلي للنظام المقترح هو 19%، 13%، و 4% أقل من النهج الكلاسيكي والمبهم (fuzzy)، والمشغل الذاتي الخلوي المبهم (fuzzy) على التوالي. السبب في كون النهج الخاص بنا يعد قويا في مواجهة التغيرات البيئية ويتفوق على الطرق المقارن بها الأخرى يرجع إلى حقيقة أنه يستخدم المشغل الذاتي الخلوي لضبط العتبة لمواءمة نهج فوارق الأطر لكل إطار الهيكل.

هذه العتبة المتحولة تعزز التحديث المتكرر لصورة خلفية لتعكس التغير في حركة المركبات، خصوصا بطء المركبات المتحركة. وعلاوة على ذلك، دالة رسم الخرائط البوابة الحصرية الجبرية المبهمة (fuzzy) XOR الأقل حساسية تساعد على التعامل مع عدم الاتصال في الحواف ومخالفات المحيط التي تستغرق وقتاً طويلاً وعرضة للضوضاء.

المشغل الذاتي الخلوي يواصل أداءه حتى عندما تكون الخلية الخاطئة لأن خاصية الاتصال المحلية تساعد على احتواء الخطأ. وأخيراً، فإن قوة مواجهة الحشود والإطباق الجزئي تأتي من استخدام أسلوب معالجة الإطباق.

جدول 4.5: البيانات التجريبية من النظام المقترح باستخدام $\Omega=0.03$

المركبات الحقيقية	المركبات المرصودة	وقت التنفيذ بالثانية	وقت الفيديو بالثانية	عدد إطارات الهياكل	فيديو
52	51	971.90	30	749	فيديو 1
21	21	805.02	33	998	فيديو 2
18	18	24.49	5	51	فيديو 3
%98.9		معدل رصد			
25 (ملي ث)		المدى الزمني للتنفيذ بكل إطار الهيكل			



الشكل رقم (12.5) يوضح الفرق بين مقاطع الفيديو الثلاث من حيث عدد إطارات الهياكل، وقت الفيديو بالثانية، وقت التنفيذ بالثانية، المركبات المرصودة، المركبات الحقيقية

المصدر اعداد الباحث برنامج excel

يصور الجدول 4.5 والشكل (12.5) النتائج الكمية للمنهج المقترح لرصد المركبة وتتبعها في الطرق بالمناطق الحضرية.

للحصول على مدخلات تسلسل فيديو ذي 480×640 بكسل لكل إطار الهيكل، فإن النظام المقترح يأخذ في المتوسط من 25 ميلي ثانية كوقت المعالجة لكل إطار الهيكل. هذه التكلفة ذات الحساب المقتصد تضمن أن النظام المقترح يمكن أن يلي بشكل فعال طلب المعالجة في الوقت الحقيقي لأكثر من 30 لقطة في الثانية الواحدة. وتجدر الإشارة إلى أنه في حين تعتمد فترات الوقت الفعلي على منصة الحوسبة، فإن قيمها النسبية توفر مقارنة مباشرة لتعقيدها.

ويرتبط وقت تشغيل النظام المقترح بعدد إطارات الهياكل (Nf) وعدد المربعات (Nb) والحجم 3×3 خلايا داخل مصفوفة المشغل الخلوي الآلي.

حالياً، يعمل نظامنا عند ما يقرب من 1-3 إطار الهيكل في الثانية (إطار الهيكل في الثانية الواحدة) على مشاهد حركة المرور الكثيفة (ما يقرب من 30 مربع إحاطة للإطار الهيكل)، ومن 5-10 إطار الهيكل في الثانية على مشاهد ذات حركة المرور القليلة (لا يزيد عن 12 مربع إحاطة للإطار الهيكل).

الجزء الأكثر استهلاكاً للوقت هو حساب دالة رسم الخرائط لكل مربع داخل مصفوفة المشغل الخلوي الآلي التي فيها التعقيد الحسابي الخاص بها خطياً $O(Ncb)$ ، حيث Ncb هو عدد الخلايا لكل مربع في كل إطار الهيكل.

$O(Nf \times Ncb)$ لجميع إطارات الهيكل الفيديو. في حالتنا، تشمل حالات الفشل صور إطابق المركبة بأكثر من 40%.

يعد معدل الرصد جيداً لمثل هذه الحالات من حركة المرور الكثيفة، وليس هناك العديد من كسور التجزئة الزائدة (أي الإيجابية الزائفة).

بمجرد أن يتم تجزئة المركبات من مختلف الخلفيات باستخدام المشغل الخلوي الآلي المبهم (fuzzy)، فيمكن رصدهم بشكل مستمر وإحصائهم بطريقة التعرف والتتبع تحت معظم الظروف الجوية.

باستخدام النظام المقترح، كان متوسط معدل رصد المركبة أعلى من 96%. أخيراً، هناك مفاضلة بين فعالية النظام ودقته وهذا يجب أن يؤخذ بعين الاعتبار أثناء اختيار المعلمة (قيمة

العتبة الأولى). ويمكن تحسين الأداء بشكل أكبر عن طريق تحسين قيمة العتبة الأولى لتسريع عملية الضبط.

جدول 5.5: البيانات التجريبية من النظام المقترح باستخدام $\Omega=0.06$

المركبات الحقيقية	المركبات المرصودة	وقت التنفيذ بالثانية	وقت الفيديو بالثانية	عدد إطارات الهياكل	فيديو
52	50	979.12	30	749	فيديو 1
21	21	811.60	33	998	فيديو 2
18	18	24.89	5	51	فيديو 3
%97.8		معدل رصد			
25 (ملي ث)		المدى الزمني للتنفيذ بكل إطار الهيكل			

الجدول رقم (5.5) يوضح اختبار تحليل التباين لمعرفة الفرق بين مقاطع الفيديو الثلاث من حيث عدد إطارات الهياكل، وقت الفيديو بالثانية، وقت التنفيذ بالثانية، المركبات المرصودة، المركبات الحقيقية.

القيمة الاحتمالية	F-TEST	متوسط مجموع المربعات	درجات الحرية	مجموع المربعات	مصدر التباين
.530	1.091	.7270	11	8.000	بين المجموعات
		.6670	3	2.000	داخل المجموعات
			14	10.000	المجموع الكلي

يتبين من الجدول (6.5) ان قيمة اختبار تحليل التباين F-TEST هي (1.091) بقيمة احتمالية (0.53) وهي أكبر من القيمة المعنوية (0.05) هذا يعني انه لا توجد فروق ذات دلالة احصائية بين مقاطع الفيديو الثلاث من حيث عدد إطارات الهياكل، وقت الفيديو بالثانية، وقت التنفيذ بالثانية، المركبات المرصودة، المركبات الحقيقية. كما يمكن أن نرى من الجداول 5.5 و 7.5، أنه كلما انخفضت قيمة Ω ، قل معدل الرصد؛ 98.9% و 97.8% حينما تكون قيمة Ω تساوي 0.06 و 0.03 على التوالي.

وأحد التفسيرات لهذه النتيجة هو أن عدد البيكسل في الصورة المشار إليها يتناقص مع زيادة قيم Ω .

ونتيجة لذلك، فإن كفاءة النظام لتمييز التغيرات التي تحدث بسبب وجود الفوضى الزمانية المفردة في المشهد المرصود، تزداد (أي تحديث باستمرار لصورة الخلفية).

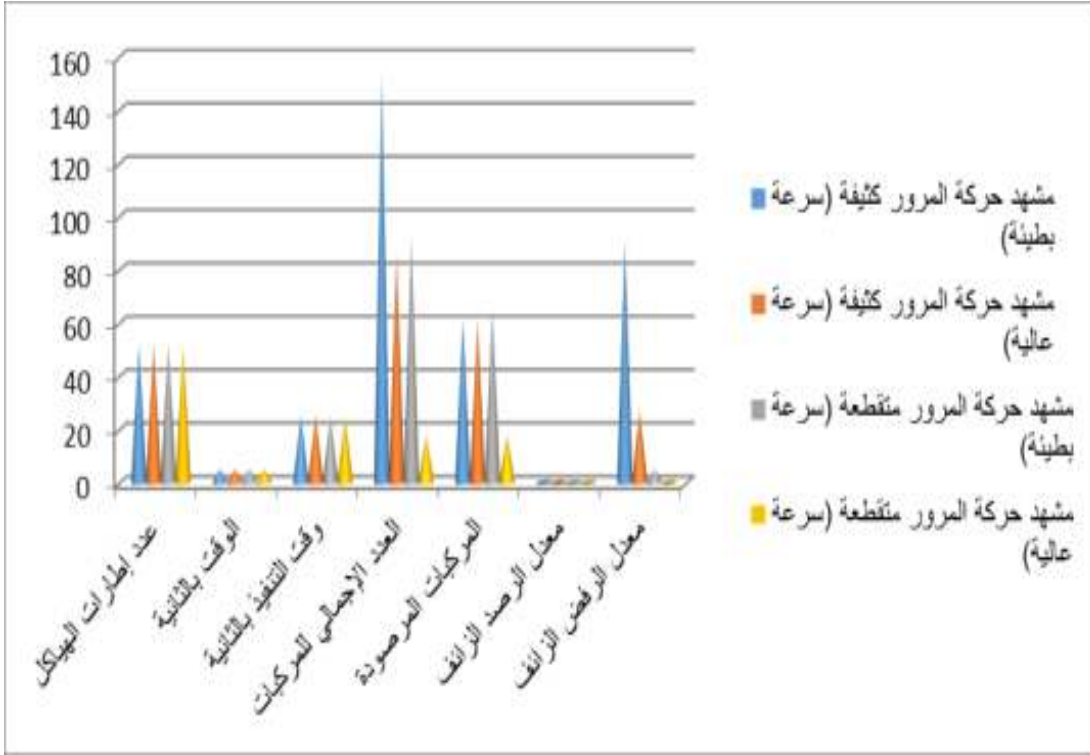
لقياس الوقت، تحدث نفس النتيجة مرة أخرى بسبب ارتفاع قيمة Ω ، وانخفاض عدد الخلايا النشطة في مصفوفة المشغل الخلوي مصفوفة (صورة خلفية مرجعية) وبالتالي فإن النظام يستهلك وقتاً أقل للتعامل مع كل مربع في شبكة المشغل الخلوي الآلي.

نجاح النظام الحالي يعتمد على المفهوم الأساسي للمشغل الخلوي الآلي المبهم (fuzzy)- المبنية على تقنية تحديث الخلفية، والإدراج البطيء للمناطق المتغيرة من المشهد المرصود في صورة الخلفية المرجعية.

في هذه الحالة، المنطقة المتغيرة للمشهد المرصود (لا تزال دون تغيير لفترة معينة من الزمن) يتم تفسيرها باعتبارها سمة جديدة ثابتة لرصد المشهد، وبالتالي يتم إدراجها كصورة مرجعية. خلاف ذلك، يعتبر التغيير الملحوظ إما جسماً متحركاً أو ضوضاء .

جدول 7.5: أداء النظام في مشاهد الحركة الكثيفة مع سرعات مختلفة

معدل الرفض الزائف	معدل الرصد الزائف	المركبات المرصودة	العدد الإجمالي للمركبات	وقت التنفيذ بالثانية	الوقت بالثانية	عدد إطارات الهياكل	وصف الفيديو
91	1	62	153	25.2	5	52	مشهد حركة المرور كثيفة (سرعة بطيئة)
27	0	61	86	25.3	5	52	مشهد حركة المرور كثيفة (سرعة عالية)
5	0	65	92	25.0	5	52	مشهد حركة المرور متقطعة (سرعة بطيئة)
0	0	18	18	24.5	5	51	مشهد حركة المرور متقطعة (سرعة عالية)



الشكل رقم (13.5) يوضح أداء النظام في مشاهد الحركة الكثيفة مع سرعات مختلفة

المصدر اعداد الباحث برنامج excel

ويبين الجدول 7.5 والشكل 13.5 كفاءة النظام المقترح لمشاهد حركة المرور الكثيفة والمتقطعة مع السرعات المنخفضة والعالية من المركبات على التوالي. وكما نرى، فإن أداء هذا النظام هو الأفضل في رصد المركبات عالية السرعة. لمشاهد حركة المرور المتقطعة، يحفظ النظام 100% من معدل الرصد مع الصفر لمعدل الرصد الزائف ومعدل الرفض الزائف.

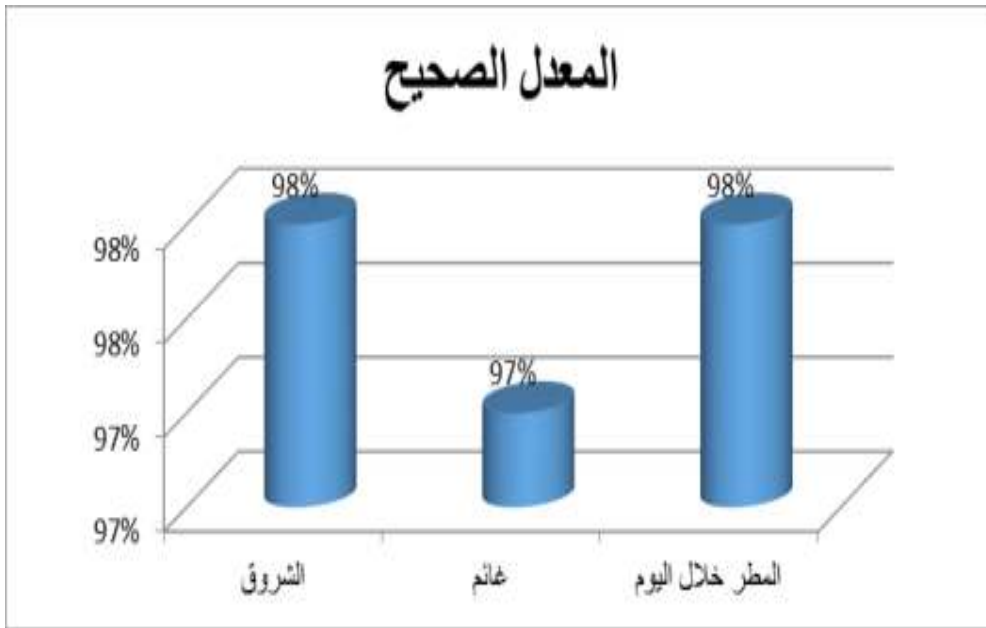
ومع ذلك، ينخفض معدل رصد مشاهد حركة المرور المتقطعة مع المركبات بسرعة بطيئة. وذلك لأن تقنية النمذجة الخلفية لا تعالج صراحة التغيرات الديناميكية للخلفيات خلال عملية الرصد على سبيل المثال، المركبات في وضع الركن أو المركبات ذات سرعة منخفضة جدا. إذا ظلت قيم اللون نفسها (بكسل ثابت)، فمن المفترض أن هذا البيكسل غير مشغول بمركبات متحركة ويتم تعيين قيم اللون للبيكسل المقابل على صورة الخلفية.

النظام المقترح يعمل فقط جيدا في ظل ظروف غير مزدحمة مع انسياب المركبات عالية

السرعة.

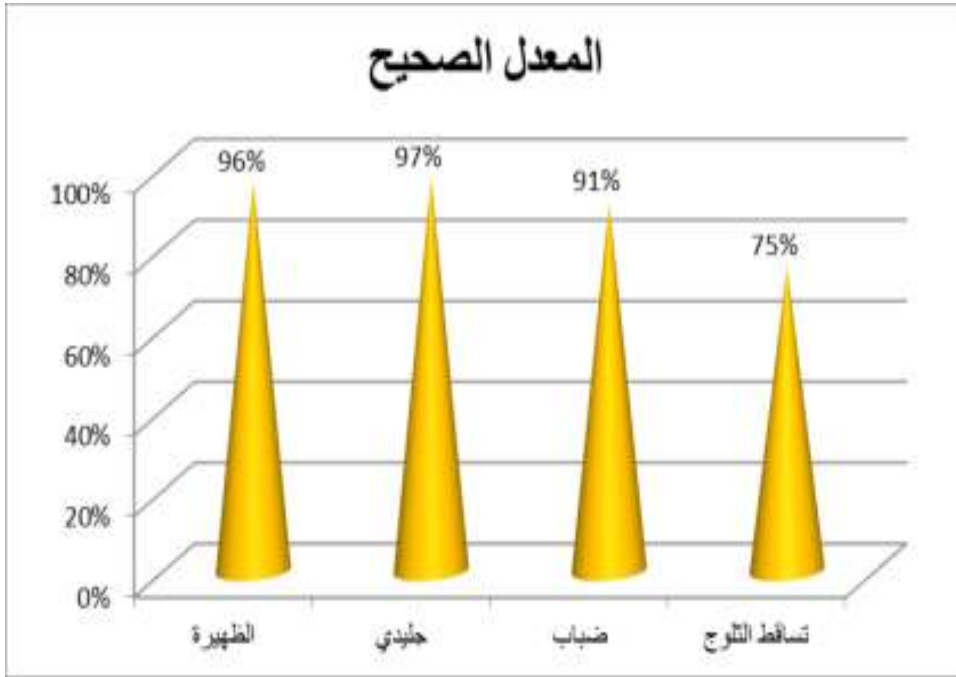
جدول 8.5: نتائج رصد مركبة في مختلف الظروف الجوية

المعدل الصحيح		الشروق	غائم	المطر خلال اليوم
		%98	%97	%98
المعدل الصحيح		الظهيرة	جليدي	ضباب
		%96	%97	%91
				تساقط الثلوج
				%75



شكل 14.5 معدل الرصد الصحيح

المصدر اعداد الباحث برنامج excel



شكل 15.5 معدل الرصد الصحيح 2

المصدر اعداد الباحث برنامج excel

من الجدول (7.5)، والشكلين (14.5 و15) يمكننا أن نرى أن معدل رصد المركبة في ظل ظروف الطقس المصحوبة بانخفاض مستوى الرؤية، كان أقل مما كان في ظل ظروف أفضل (شروق الشمس، غائم، ممطر، والظهيرة)، تميل أحوال الطقس المصحوبة بانخفاض مستوى الرؤية لطمس الخطوط العريضة للمركبة، فضلا عن المقدمة وتقليل كمية معلومات الحافة المتاحة. باستخدام النظام المقترح، كان متوسط معدل رصد المركبة في ظل ظروف الطقس المصحوبة بانخفاض مستوى الرؤية أعلى من 92%.

2.2.5 التحليل بالمقارنة

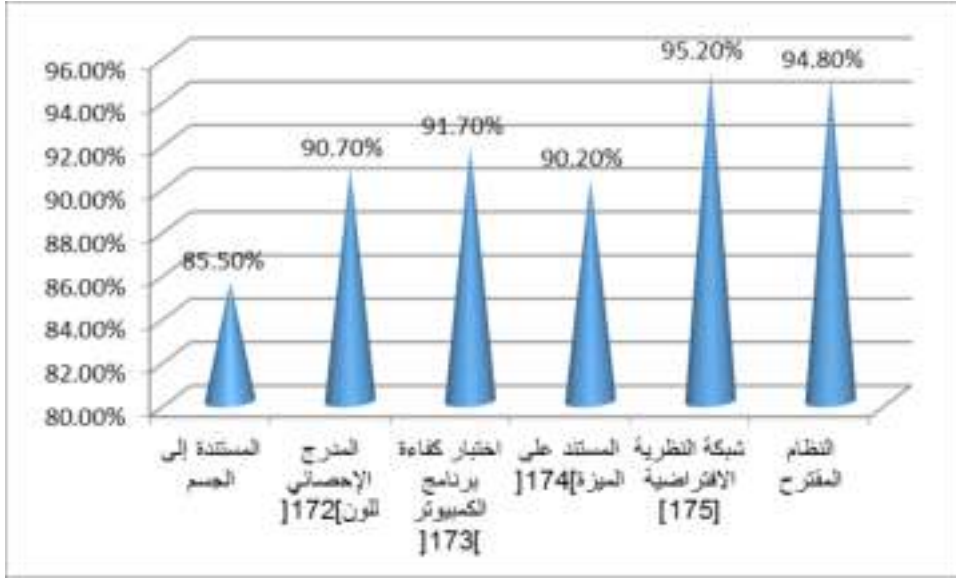
تم إجراء آخر مجموعة من التجارب لمقارنة أداء الرصد للنظام المقترح الذي يوظف المشغل الخلوي الآلي المبهم (fuzzy) التكيفي لتحسين عملية تحديث طرح الخلفية مع الأنظمة المستخدمة بالفعل (تجاريا) في كلمة حقيقية وفي ظل نفس الظروف البيئية. في هذه الدراسة المقارنة، لبعض من التقنيات التقليدية (الإصدارات المعاد تنفيذها) لرصد المركبات المتحركة التي تتراوح بين تقنيات بسيطة مثل تقنية فارق الأطر وتقنية تقريب المرشح المتوسطي، الأكثر تعقيداً ومن ثم يتم فحص تقنيات النمذجة الاحتمالية ومقارنتها.

وأظهرت النتائج أن هذه التقنية المقترحة يمكن أن تعطي نتائج جيدة مع تعقيد حسابي أعلى بشكل طفيف (25 مللي ثانية في كل إطار الهيكل لعمليات الرصد مقارنة ب 13 مللي ثانية مع أقرب النظم المقارنة في الكفاءة).

ويخلص الجدول (14.5) نتائج المقارنة. كما يمكن ان ينظر على ان معظم التقنيات المستخدمة في المقارنة قد لا تتعامل بكفاءة مع مختلف الظروف الجوية التي يمكن التعاملها مع النظام الحالي. فبالمقارنة بجميع ظروف الطرق المختلفة نلاحظ ان معدل الإنذارات الكاذبة ارتفع قليلا مقارنة مع الأسلوب المقترح، في حين ان مخطط شبكه بايزي وأسلوب الذي تم اعتماده والقائم على FCA كان معدل الإنذار الكاذب فيه اقل كثيرا. على الرغم من دقه مع شبكه بايزي، الا ان النظام المقترح يحقق دقه اقل بقليل منه 0.4 % في الكشف. وتشير المقارنة إلى ان الحقائق المتعلقة باكتشاف المركبات باستخدام FCA تناسب كثيراً جميع الظروف وتنتج أجهزة إنذار زائفة منخفضة، كما هو موضح في (جدول 14.5) والشكل (16.5) وهو يعمل تحت ارتفاعات الكاميرا المختلفة، وزوايا مختلفة للفيديو مختلفة، وامالة الصور واستدارة المركبات. والشيء الآخر الذي تجدر الإشارة اليه هو انه في النظم المقارنة، عندما تكون المركبات المتعددة مسدودة، فانها كثيرا ما تكتشفها على انها مركبه واحده. وعلى النقيض من ذلك، يستخدم النظام المقترح اسلوب فرعا منفصلا للتعامل مع الانواع المختلفة من الانسدادات بين المركبات. وفي هذه الحالة، يكون عدد المركبات دقيقا.

جدول (9.5): معدل الإخفاق لرصد مركبة (إنذار كاذب) بمقارنة الأساليب

النظام المقترح	المستند على شبكة بايزي [175]	المستند على الملامح [174]	في حالة الحركة [173]	المدرج الإحصائي للون [172]	المستندة إلى الجسم [171]	كشف المنهج المحلل
4.1	7.2	9.1	8.3	12.4	15.2	جليدي
3.6	6.6	8.0	7.8	10.3	12.7	المطر خلال اليوم
4.8	9.5	11.1	10.7	14.2	20.5	ضباب
5.1	12.7	13.6	15.1	20.3	25.3	تساقط الثلج
3.2	6.4	7.6	7.2	9.1	13.8	غائم
%94.8	%95.2	%90.2	%91.7	%90.7	%85.5	المتوسط (الدقة)
25 مللي ثانية	13	10	18	8	15	متوسط (وقت الحساب لكل اطار)



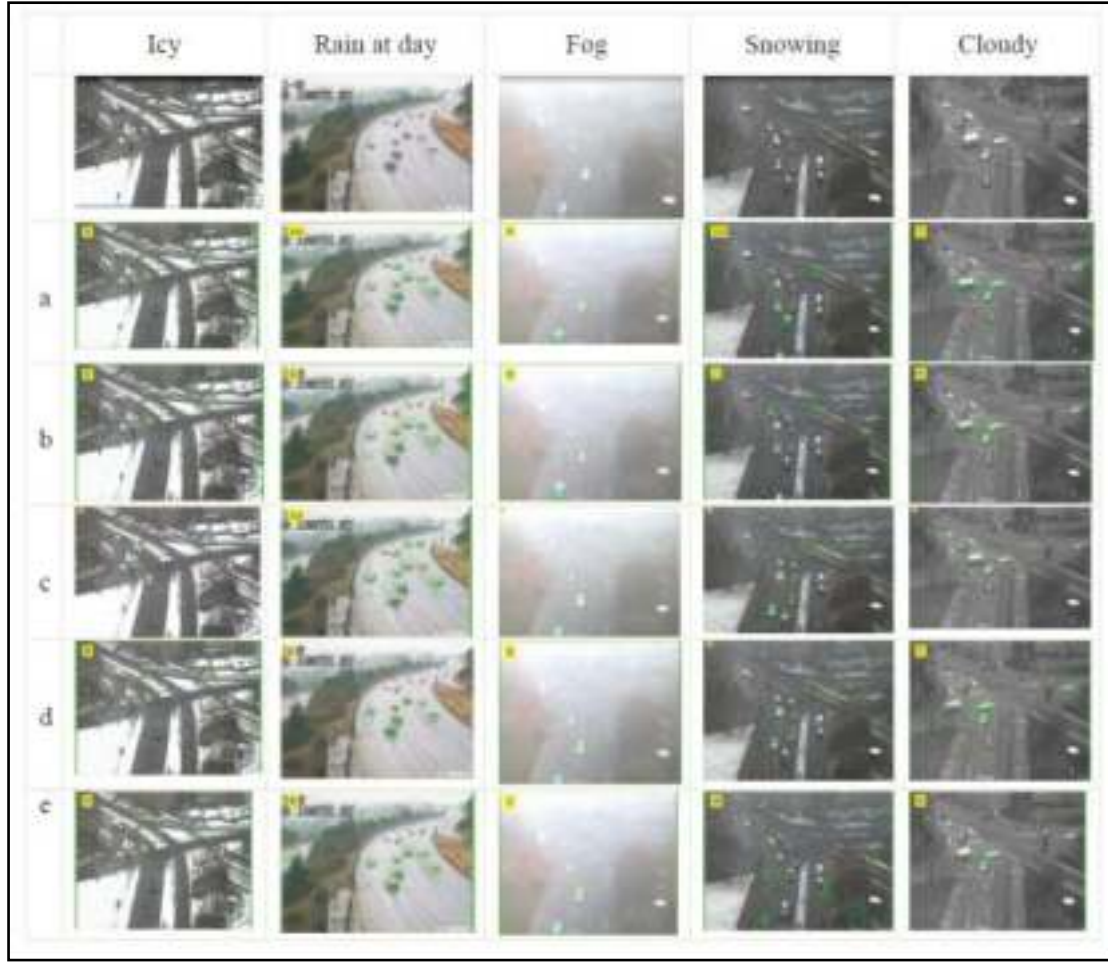
الشكل رقم (16.5) يوضح متوسط الدقة

المصدر اعداد الباحث برنامج excel

ويخلصه الشكل 16.5 نتائج المقارنة.

كما يتبين من الجدول أن معظم التقنيات المستخدمة في المقارنة قد لا تتعامل بكفاءة مع مختلف الظروف المناخية التي يمكن للنظام الحالي التعامل معها. مقارنة بجميع الطرق الأخرى فإن معدل الإنذار الكاذب أعلى قليلاً في النهج القائم على الجسم، في حين أن نهج شبكة النظرية الافتراضية والنهج القائم على المشغل الخلوي الآلي المبهم (fuzzy) لديه معدل إنذار كاذب أقل بكثير.

على الرغم من دقة شبكة النظرية الافتراضية، فإن النظام المقترح يحقق دقة أقل قليلاً من 0.4% للرصد. نقاط المقارنة على وقائع رصد المركبة باستخدام المشغل الخلوي الآلي المبهم (fuzzy) هي أكثر مناسبة لجميع الشروط وتنتج أقل إنذارات كاذبة.



شكل (17.5): دراسة مقارنة فيما يتعلق بحالة الطقس

كما هو موضح في الشكل 11.5. يعمل مع ارتفاعات مختلفة للكاميرا، وزوايا مختلفة لفيدويوهات مختلفة، والصور المماثلة والمركبات المدارة.

(a) شبكة النظرية الافتراضية.

(b) النظام المقترح.

(c) اختبار كفاءة برنامج الكمبيوتر.

(d) المستند على الميزة.

(e) المدرج الإحصائي للون.

شيء آخر جدير بالملاحظة أنه في النظم المقارنة، عندما تطبق مركبات متعددة على بعضها بعضاً، فغالباً ما يتم الرصد على أنها سيارة واحدة.

- على العكس من ذلك، يستخدم النظام المقترح روتيناً منفصلاً للتعامل مع نوع مختلف من الإطباق بين المركبات. في مثل هذه الحالة، يكون عدد المركبات دقيقاً. ومع ذلك، فإن الطريقة المقترحة لديها العديد من القيود مثل:
- 1- في معظم الحالات لا يمكن للنظام التعرف على المركبات التي لديها لون مماثل للون الطريق.
 - 2- التنبؤ المستمر على أساس السرعة يمكن أن تحل الإطباق لفترة قصيرة، ولكن لا يزال عاجزاً عن حل الإطباق على المدى الطويل.
 - 3- المركبات منخفضة السرعة يصعب رصدها وتتبعها لأنه لا يؤثر بانتظام على الحركة بين إطارات الهياكل المتتالية.

الفصل السادس

الخاتمة

الفصل السادس

الخاتمة

1.6 النتائج

تعد أنظمة تتبع السيارات والتحسس بجانب تطبيقات أنظمة النقل الذكي على سبيل المثال كنظام مساعدة السائقين والسلامة الفعالة، من المسائل المهمة في مجال الرؤية الحاسوبية. تتمثل التحديات التي تعترض سبيل تطبيق هذه الأنظمة في إجراء تعقب للسيارات تحت الظروف البيئية المختلفة وتداخل المركبات مع بعضها بعضاً.

وبتقديم منهج لتعقب السيارات يعتمد على الرؤية الحاسوبية لإجراء هذا النوع من تجميع المعطيات، تشهد أساليب تجميع المعطيات يدوياً المعمول بها في الوقت الحالي تحسينات وتطوراً ملحوظاً، حيث يتسبب تطبيق هذه الطرق اليدوية الحالية المكلفة في صرف الكثير من المبالغ ويرجع ذلك إلى العمالة المتضمنة وعدم الدقة والمغالطات التي تحدث نتيجة إلى تعب القوة العاملة وإرهاقها.

يسهم هذا العمل في استعراض طريقة عشوائية تعتمد على إجراء عمليات تتبع السيارات وتعقبها في المواقع المزدحمة والضيقة والتي يحتمل أن يحدث بها خطأ في عمليات تعقب السيارات.

يستعرض العمل المطروح في أطروحة الرسالة هذه اقتراحات بشأن أنظمة تعتمد على الرؤية الحاسوبية لتحديد موقع السيارات وتعقبها لتتبع السيارات ورؤيتها بالكامل أو جزء منها بدون مواجهة أية صعوبات في إجراءات تقطيع الصور.

وبتطبيق هذه الأنظمة، يُمكن إجراء عمليات موثوقة لتحديد مواقع السيارات وإمكانية تتبعها لفترة أطول من الوقت.

أدت الحاجة العملية لتجميع المعطيات من طرق حركة المرور بدقة وبطرق فعالة من حيث التكلفة إلى إجراء هذا العمل.

يعمل هذا النظام المقترح على تعقب السيارات باستخدام تحديث مرن ومتواءم للخلفيات يعتمد على منهج الحوسبة الخلوية الضبابية.

مع تغيير الخلفيات باستمرار نتيجة إلى حركة السيارات المتغيرة وغير ذلك من اضطرابات البيئة، لذلك صُممت هذه الطريقة بحيث يتم تنفيذها عن طريق الإنترنت، مما يعمل هذا على تحسين نظام مراقبة المرور.

تُعرف الحوسبة الخلوية بأنها أسلوب من أساليب الحاسوبية الذي يتسم بنظامه المعقد، إلا إنها تقوم على قواعد تتسم ببساطتها، حيث تقسم الحوسبة الخلوية المساحات إلى عدد من الخلايا بحيث تُمثل كل خلية حالة واحدة أو عدداً من الحالات النهائية.

تتأثر الخلايا بما يجاورها بحكم القواعد البسيطة. تطرح هذه الأطروحة منهجاً جديداً لحذف الخلفيات يعتمد على طرح المفهوم الجوهري للـ "الحوسبة الضبابية الحصرية" أو الحالة القادمة المنطقية والتي تعرف بالأتومات الخلوية الضبابية للتعامل مع درجة الشك في عمليات القواعد المتشابهة.

تعمل هذه الطريقة لمتتبع السيارات والتي تعتمد على مفهوم النقاط على إنشاء صورة مبدئية للخلفية تتوافق مع الوضع الذي يحدث بالفعل في محيط حركة المرور، ثم يبدأ هذا النظام بتقطيع الإطار الهيكل الحالي إلى مناطق أمامية وخلفية بدقة وذلك من خلال استخدام الأسلوب المركب من أسلوب الأتومات الخلوية الضبابية والحذف الذي يمكن الاستعانة بهما في حالات الازدحام المروري وظروف الطقس المعقدة.

علاوة على ذلك، يتمكن النظام المقترح من تقطيع صور المركبات بدقة حتى وإن كانت تتضمن الصور عدداً من المركبات التي تتداخل مع بعضها بعضاً باستمرار.

يُقاس عرض المركبات وطولها في إطار الهيكل الصور بوحدة البيكسل، ثم يُستخدم الطول والعرض المرئي لحل مشكلة تداخل السيارات.

يتغلب هذا النظام على الصعوبات المختلفة التي تصاعدت نتيجة صعوبة تحديد خطوط عرض المركبات.

وبتطبيق هذه النظام لمواجهة هذا التحديات التي تعترض سبيل أنظمة تتبع السيارات، أصبح من الممكن تتبع عدد لا نهائي من المركبات في موقع حركة المرور مع اقتضاء توفير الحد الأدنى من كم المعلومات والمعطيات المسبقة عن موقع حركة المرور.

ونتيجة ذلك، يعتبر هذا الأسلوب من الأساليب الحسابية التي تتسم بكفاءتها وتدفع بنفسها تجاه شكل من أشكال الحوسبة واسع النطاق يُعرف بالحوسبة المتوازية.

تم اختبار نظام الخوارزمية باستخدام تسلسلات لفيديوهات استمرت لمدة إحدى عشرة ساعة تضمنت صوراً لمراقبة حركة المرور تحت ظروف غير مواتية مثل سقوط الأمطار واهتزاز كاميرات المراقبة وزيادة الانعكاسية وتغييرات في الإضاءة المحيطة، ظل نظام الخوارزمية تحت ظل هذه العوامل البيئية غير المواتية يُقدم نتائج تحفيزية مستمرة، حيث تراوحت حالات الخطأ في عمليات تعقب المركبات وكشفها، مما يقل عن 2% في الظروف البيئية البسيطة إلى ما يقل عن 25% في الظروف الصعبة، أفضت مجموعة اختبارات الفيديوهات، التي أُجريت تحت ظروف بيئية صعبة لم تتمكن أنظمة الخوارزمية لمعالجة الصور من التعامل معها، إلى نتائج مشجعة.

وهذا يعني أنه يتسم نظام الخوارزمية بالكفاءة والصلابة وقدرته في كشف السيارات وتعقبها بدقة تحت ظروف الطقس غير المواتية وحالات تداخل المركبات.

بتطبيق النظام المقترح، تزداد دقة عمليات تتبع السيارات بمعدل 13%، مقارنة مع تطبيق طريقة حذف الخلفيات الضبابية وأسلوبه التقليدي، إلا إنه مع ذل يتطلب نظام الخوارزمية أن تتحرك السيارات بسرعات مستقرة إلى حد ما حتى يتمكن من أداء العمليات على النحو الملائم وتنفيذها.

2.6 التوصيات

بناءً على نتائج التجارب التي حصلنا عليها، نُقدم عدداً من التوصيات لإجراء المزيد من التطور كما يلي:

1- من الضروري أن تتركز الأعمال المستقبلية على خفض احتمالية عدم دقة لعمليات تتبع السيارات تحت الظروف الصعبة، وقد يتضمن هذا استخدام مراحل إضافية قبل معالجة الصور أو الحصول على المزيد من الدلائل.

2- من الضروري الأخذ في الاعتبار إشارات توقف حركة المرور وعبرها أو سرعات المركبات غير المستقرة.

- 3- لا يعمل مفهوم الأتومات الخلوية الحسابية تحت ظل هذه الظروف، إلا أنه يُمكن تحسين تحليل الأتومات الخلوية الضبابية من خلال تطوير أسلوب يتوافق ويتماشى مع النمط بحيث يتمكن من التعامل مع مسارات المركبات غير المنتظمة.
- 4- يمكن تنفيذ عمليات طويلة لتعقب السيارات بتحديد مدى سماكة مربع الإحاطة الذي تم الحصول عليه في مرحلة تتبع السيارات، ويُمكن في مثل هذه الحالة استخدام نظام الخوارزمية لتصنيف كل سُمْك يتم الحصول عليه.
- 5- في حال تغيير زاوية كاميرات المراقبة، يشترط نظام الخوارزمية المطبق إعادة المعايرة باليد، في حين يُفضل إعادة تنفيذ المعايرة الآلية للتخفيف من حدة آثار احتمالية تكبير الصور وتحريك كاميرات المراقبة أفقياً.
- 6- يعمل تنفيذ نظام الخوارزمية الحالي متعدد الأوجه على الاستفادة من المعالجات متعددة النواة، في حين يُمكن استخدام المزيد من التشعبات لمراقبة خطوط المسح أو تشغيل أنظمة الخوارزمية بوقت واحد لزيادة الدقة من خلال التكرار.
- 7- من الضروري إجراء المزيد من الأبحاث لتعزيز قدرات نظام الخوارزمية الحالي إلى الحد الذي يُمكنه من تتبع السيارات تحت حالات توقف السيارات ومرورها وكشفها.

قائمة المصادر والمراجع

قائمة المصادر والمراجع

- [1] حسن علي الزعبي. نظم المعلومات الاستراتيجية. عمان - الأردن: دار وائل للطباعة والنشر والتوزيع، 2005.
- [2] Reix, R. F. (2016). Systèmes d'information et management. France: [2] .Vuibert.
- [3] معالي فهمي حيدر. نظم المعلومات مدخل لتحقيق الميزة التنافسية. الاسكندرية: الاسكندرية: الدار الجامعية، 2002.
- [4] معالي فهمي حيدر. نظم المعلومات مدخل لتحقيق الميزة التنافسية. الاسكندرية: الاسكندرية: الدار الجامعية، 2002.
- [5] ابتسام بلقواس. تقنية نظم النقل الذكية كاستراتيجية لتطوير قطاع النقل. رؤى اقتصادية، الصفحات العدد: 6، حزيران، 2014.
- [6] راوية حناشي سامية حول. مساهمة نظم النقل الذكية في الحد من التلوث البيئي. مجلة أسبوط للدراسات البيئية، العدد 40، يوليو، 2014.
- [7] محمد حيان سفور خلود صادق. المدن الذكية ودورها في إيجاد حلول للمشكلات العمرانية. مجلة جامعة دمشق للعلوم الهندسية المجلد التاسع والعشرون - العدد الثاني، 2013.
- [8] راوية حناشي سامية حول. مساهمة نظم النقل الذكية في الحد من التلوث البيئي. مجلة أسبوط للدراسات البيئية، العدد 40، يوليو، 2014.
- [9] ELKOSANTINI, S., & DARMOUL, S. (2013,May). Elkosantini, S., & [9] Intelligent public transportation systems: A review of architectures and enabling technologies. In Advanced Logistics and Transport International Conference (pp. 233-238). (ICALT).
- [10] Li, B. Y. (2012, April). A review on vision-based pedestrian detection [10] in intelligent transportation systems. Networking, Sensing and Control (ICNSC), (pp. 393-398). Beijing, China: 2012 9th IEEE International Conference on.
- [11] Kuntawar, S. V. (2014). Vehicle identification and classification: a [11] survey. International journal of Adv Electronics & Communication Systems.

- Hadi, R. A. (2014, February). Vehicle detection and tracking [12] techniques: a concise review. *Signal & Image Processing: An International Journal (SIPIJ)*.
- Patil, S. P. (2014). Moving vehicle detection: A review. *International [13] Journal of Computer Applications*, pp. , 87(15).
- Thakore, D. G. (2014, February). A survey on object detection and [14] tracking methods.. *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*.
- Hadi, R. A. (2014, February). Vehicle detection and tracking [15] techniques: a concise review. *Signal & Image Processing: An International Journal (SIPIJ)*.
- Rawat, A. &. (2014). A Review and Comparison of Well-Known [16] Methods for Object Detection and Tracking in Videos. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*.
- Li, M. T. (2015, April). A Review of Vision-Based Vehicle Detection [17] and Tracking Techniques for Intelligent Vehicle. In *International Conference on Intelligent Systems Research and Mechatronics Engineering*.
- H. Huijie, X. C. (2013). The Moving Vehicle Detection and Tracking [18] System Based on Video Image. *Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC)* (pp. 1277 – 1280). Shenyang, China: Third International Conference on Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC).
- Y. Lee, L. H. (2013). Occlusion Handling in Videos Object Tracking: [19] A survey. *International Symposium of the Digital Earth* (pp. 1-6). Malaysia: 8th International Symposium of the Digital Earth.
- J. Pan, a. B. (2007). Robust Occlusion Handling in Object Tracking. [20] *Robust Occlusion Handling in Object Tracking* (pp. 1-8). USA: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).
- Kuntawar, S. V. (2014). Vehicle identification and classification: a [21] survey. *International journal of Adv Electronics & Communication Systems*.

- Hadi, R. A. (2014, February). Vehicle detection and tracking [22] techniques: a concise review. *Signal & Image Processing: An International Journal (SIPIJ)*.
- H. Cho, P. E. (2010). Vision-based Bicyclist Detection and Tracking [23] for Intelligent Vehicles. *Vision-based Bicyclist Detection and Tracking for Intelligent Vehicles* (pp. 454-461). San Diego: IEEE Intelligent Vehicles Symposium University of California.
- V. Ramakrishnan, A. K. (2012). A Survey on Vehicle Detection [24] Techniques in Aerial Surveillance. *International Journal of Computer Applications*.
- K. Yousaf, A. I. (2012). Comparative Analysis of Automatic Vehicle [25] Classification Techniques: A Survey. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*, pp. 52-59.
- J. Zhang, F. W. (2011). Data-Driven Intelligent Transportation [26] Systems: A Survey. *Data-Driven Intelligent Transportation Systems* (pp. 1624 - 1639). *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*.
- S. Sivaraman, a. M. (2013). Looking at Vehicles on the Road: A [27] Survey of Vision-Based Vehicle Detection, Tracking, and Behavior Analysis. *Looking at Vehicles on the Road* (pp. 1773-1795). *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*.
- S. Padmavathi, a. K. (2014, March-April). A Survey on Algorithms of [28] Shadow Removal in Vehicle Detection. *International Journal of Computer Technology & Applications(IJCTA)*, pp. Vol. 5, Issue 2.
- G. Bansal, a. S. (2015). *Vehicle Detection & Tracking*. USA: Johns [29] Hopkins University.
- LIN, Z. (2013). Density Propagation Based Particle Filter Algorithm [30] for Video Object Tracking. *Third International Conference on Digital Information Processing and Communications* (pp. 538-546). Dubai: *Third International Conference on Digital Information Processing and Communications, The Society of Digital Information and Wireless Communication*.
- [31] إبراهيم احمد صالح خليل إبراهيم السيف. كشف الحافات في الصور الرمادية باعتماد تحويل المويجة. مجلة جامعة تكريت، الصفحات مجلد 13 - عدد 2، 2008.

- [32] إبراهيم احمد صالح خليل إبراهيم السيف. كشف الحافات في الصور الرمادية باعتماد تحويل المويجة. مجلة جامعة تكريت، الصفحات مجلد 13 - عدد 2، 2008.
- Hadi, R. A. (2014, February). Vehicle detection and tracking [33] techniques: a concise review. Signal & Image Processing: An International Journal (SIPIJ).
- N. Saunier, a. T. (2006). A Feature-based Tracking Algorithm for [34] Vehicles in Intersections. The 3rd Canadian Conference on Computer and Robot Vision (pp. 1-7). Canada: The 3rd Canadian Conference on Computer and Robot Vision.
- K. K. Ng, a. E. (2011). Background Subtraction using a Pixel-Wise [35] Adaptive Learning Rate for Object Tracking Initialization. SPIE.
- PLACZEK, B. (2013). A Traffic Model Based on Fuzzy Cellular [36] Automata. Poland: Institute of Computer Science, University of Silesia,.
- Płaczek, B. (2011, May). Performance Evaluation of Road Traffic [37] Control Using a Fuzzy Cellular Model. In International Conference on Hybrid Artificial Intelligence Systems (pp. 59-66). Springer, Berlin, Heidelberg: Hybrid Artificial Intelligence Systems.
- [38] ويكيبيديا الموسوعة الحرة. (1 5, 2018). اتومات خلوي. تم الاسترداد من ويكيبيديا: <https://goo.gl/xX73NN>:
- Das, D. (2012). A survey on cellular automata and its applications. In [39] Global trends in computing and communication systems (pp. 753-762). Springer, Berlin, Heidelberg: IGT.
- Kari, J. (2004, November 12). Theory of cellular automata:A survey. [40] University of Turku.
- Deepak Ranjan Nayak, P. K. (2014, Jul 29). A survey on two [41] dimensional cellular automata and its application in image processing. CORNELL UNIVERSITY LIBRARY.
- PLACZEK, B. (2013). A Traffic Model Based on Fuzzy Cellular [42] Automata. Poland: Institute of Computer Science, University of Silesia,.
- Uguz, S. S. (2015, March 24). Edge detection with fuzzy cellular [43] automata transition function optimized by PSO. Cover image Computers & Electrical Engineering.

- CHAUDHURI, P. M. (2005, april 1). Fuzzy Cellular Automata for [44]
Modeling Pattern Classifier. IEICE Transactions on Information and
Systems, pp. Vol.E88-D No.4.
- Carvalho, J. P. (2006). Using Rule-Based Fuzzy Cognitive Maps to [45]
Model Dynamic Cell Behaviour in Voronoi Based Cellular Automata.
IEEE International Conference (pp. 1687-1694). NY.USA: IEEE.
- WENJUAN LI, W. M. (17 January 2018). Towards False Alarm [46]
Reduction Using Fuzzy If-Then Rules for Medical Cyber Physical
Systems. Cyber-Physical-Social Computing and Networking (pp.
pp.6530 - 6539). IEEE.
- Patil, S. P. (2014). Moving vehicle detection: A review. International [47]
Journal of Computer Applications, pp. , 87(15).
- Hadi, R. A. (2014, February). Vehicle detection and tracking [48]
techniques: a concise review. Signal & Image Processing: An
International Journal (SIPIJ).
- Thakore, D. G. (2014, February). A survey on object detection and [49]
tracking methods.. International Journal of Innovative Research in
Computer and Communication Engineering.
- MCBRIDE, K. N. (2008 January 08). Vehicle Tracking in Occlusion [50]
and Clutter. Waterloo, Ontario, Canada: UWSPASE.
- Vehicle Detection in Driving Simulation using Extreme Learning [51]
Machine. (2014, March 27). Neurocomputing.
- Salvi, G. (29 May 2014). An Automated Nighttime Vehicle Counting [52]
and Detection System for Traffic Surveillance. Computational Science
and Computational Intelligence (CSCI), (pp. 131-136). Las Vegas,
NV, USA: IEEE Xplore.
- Bhardwaj, a. G. (2013.). Intelligent Transportation System and Vehicle [53]
Detection Techniques. International Journal of Advanced Research in
Computer Science and Software Engineering.
- Thakore, D. G. (2014, February). A survey on object detection and [54]
tracking methods.. International Journal of Innovative Research in
Computer and Communication Engineering.
- S. Padmavathi, a. K. (2014, March-April). A Survey on Algorithms of [55]
Shadow Removal in Vehicle Detection. International Journal of
Computer Technology & Applications(IJCTA), pp. Vol. 5, Issue 2.

- [56] عبدالنبي مازول، محمد الانصاري، زبيدة خالد. *طريقة جديدة للكشف عن المركبات*. المجلة الدولية لعلوم الحاسب الألى والتطبيقات المتقدمة، 2011.
- Thakore, D. G. (2014, February). A survey on object detection and tracking methods.. International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering. [57]
- [58] عبدالنبي مازول، محمد الانصاري، زبيدة خالد. *طريقة جديدة للكشف عن المركبات*. المجلة الدولية لعلوم الحاسب الألى والتطبيقات المتقدمة، 2011.
- Kong, J. Z. (18 December 2007). A Novel Background Extraction and Updating Algorithm for Vehicle Detection and Tracking. Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (pp. VOL. 3, PP. 464-468). Haikou, China: IEEE. [59]
- Thakore, D. G. (2014, February). A survey on object detection and tracking methods.. International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering. [60]
- Kuntawar, S. V. (2014). Vehicle identification and classification: a survey. International journal of Adv Electronics & Communication Systems. [61]
- Thakore, D. G. (2014, February). A survey on object detection and tracking methods.. International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering. [62]
- S. Sivaraman, a. M. (2013). Looking at Vehicles on the Road: A Survey of Vision-Based Vehicle Detection, Tracking, and Behavior Analysis. Looking at Vehicles on the Road (pp. 1773-1795). IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. [63]
- K. Yousaf, A. I. (2012). Comparative Analysis of Automatic Vehicle Classification Techniques: A Survey. International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP), pp. 52-59. [64]
- Patil, S. P. (2014). Moving vehicle detection: A review. International Journal of Computer Applications, pp. , 87(15). [65]
- Ohn-Bar, E. S. (2013, June). Partially Occluded Vehicle Recognition and Tracking in 3D. 3D. In Intelligent Vehicles Symposium (IV) (pp. 1350-1355). Gold Coast, QLD, Australia: IEEE. [66]

- Lou, J. T. (19 September 2005). 3-D Model-Based Vehicle Tracking. [67]
IEEE Transactions on image processing (pp. 1561-1569). IEEE.
- Yu, W. T. (22 January 2015). Region Edge Histogram: A New Feature [68]
for Region-based Tracking. Signal Processing (ICSP), 2014 12th
International Conference (pp. 1180-1185). Hangzhou, China: IEEE.
- Wang, J. S. (2013 , November 18). A Region Tracking-Based Vehicle [69]
Detection Algorithm in Nighttime Traffic Scenes. Sensors.
- Asif, M. A. (2007). An Implementation of Active Contour and Kalman [70]
Filter for Road Tracking. International Journal of Applied
Mathematics, pp. VOL. 37, No. 2.
- Kishore, P. V. (18 August 2016). Optical Flow Hand Tracking and [71]
Active Contour Hand Shape Features for Continuous Sign Language
Recognition with Artificial Neural Networks. Advanced Computing
(IACC), 2016 IEEE 6th International Conference (pp. 346-351).
Bhimavaram, India: IEEE.
- HOSSEIN, P. (2015). A Feature-based Vehicle Tracking Algorithm [72]
Using Merge and Split-based Hierarchical Grouping. SIGNAL AND
DATA PROCESSING, p. Number 1 (SERIAL 23).
- Vehicle Detection Method using Haar-like Feature on Real Time System [73]
World Academy of Science, Engineering and Technology.
- Hahn, H. Han & S., Han, Y. (2009). Haar-like Feature on Real Time System
Engineering and Technology.
- Huang, L. &. (16 August 2010). Real-Time Multi-Vehicle Tracking [74]
Based on Feature Detection and Color Probability Model. Intelligent
Vehicles Symposium (IV), (pp. 981-986). San Diego, CA, USA: IEEE.
- CHUNG-CHENG CHIU, M.-Y. K.-Y. (2010). Automatic Traffic [75]
Surveillance System for Vision-Based Vehicle Recognition and
Tracking. JOURNAL OF INFORMATION SCIENCE AND
ENGINEERING.
- Nicholas A. Mandellos, I. K. (2011, March). A background subtraction [76]
algorithm for detecting and tracking vehicles. Expert Systems with
Applications.
- Wang, B. &. (2014). A Fast Self-tuning Background Subtraction [77]
Algorithm. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer
Vision and Pattern Recognition Workshops (pp. 395-398). IEEE.

- Shao, J. J. (2011). A Closed-loop Background Subtraction Approach [78] for Multiple Models based Multiple Objects Tracking. *Journal of Multimedia*, pp. VOL. 6, NO. 1.
- Meshram, S. A. (2015). Vehicle Detection and Tracking Techniques [79] used in Moving Vehicles. *International Journal of Innovative Science, Engineering & Technology*, pp. 2(7), 48-59.
- Zivkovic, Z. (20 September 2004). Improved Adaptive Gaussian [80] Mixture Model for Background Subtraction. *Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on* (pp. Vol. 2, pp. 28-31). Cambridge, UK: IEEE.
- Benjamin Langmann, S. E. (2010, SEP 1-3). Multi-Modal Background [81] Subtraction using Gaussian Mixture Models. In *ISPRS Symposium on Photogrammetry Computer Vision and Image Analysis* (pp. 61-66). RRANCE: PCV.
- Porikli, F. &. (2012). Object detection and tracking. In *Video Analytics* [82] : Springer.for Business Intelligence. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Fida El Baf, T. B. (2008, October). A Fuzzy Approach for Background [83] Subtraction. *Image Processing, 2008. ICIP 2008. 15th IEEE International Conference on* (pp. 2648-2651). San Diego, CA, USA: IEEE.
- MCBRIDE, K. N. (2008 January 08). Vehicle Tracking in Occlusion [84] and Clutter. Waterloo, Ontario, Canada: UWSPASE.
- Benjamin Langmann, S. E. (2010, SEP 1-3). Multi-Modal Background [85] Subtraction using Gaussian Mixture Models. In *ISPRS Symposium on Photogrammetry Computer Vision and Image Analysis* (pp. 61-66). RRANCE: PCV.
- Thierry Bouwmans, F. E. (2008). (2008). Background modeling using [86] mixture of gaussians for foreground detection-a survey. *Recent Patents on Computer Science*.
- Y. Lee, L. H. (2013). Occlusion Handling in Videos Object Tracking: [87] A survey. *International Symposium of the Digital Earth* (pp. 1-6). Malaysia: 8th International Symposium of the Digital Earth.
- Chitra, M. G. (2013). Occlusion and Abandoned Object Detection for [88] Surveillance Applications. *International Journal of Computer Applications Technology and Research*, pp. Volume 2– Issue 6, 708 - 713, 2013, ISSN: 2319–8656.

- Zhang, T. J. (23-28 JUNE 2014). Partial occlusion handling for visual [89]
tracking via robust part matching. In Proceedings of the IEEE
Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 1258-
1265). USA: IEEE.
- Suresh, S. C. (2013, March 3). A Survey On Occlusion Detection. [90]
International Journal of Engineering Research & Technology, pp. Vol.
2 Issue.
- Y. Lee, L. H. (2013). Occlusion Handling in Videos Object Tracking: [91]
A survey. International Symposium of the Digital Earth (pp. 1-6).
Malaysia: 8th International Symposium of the Digital Earth.
- Zhang, T. J. (23-28 JUNE 2014). Partial occlusion handling for visual [92]
tracking via robust part matching. In Proceedings of the IEEE
Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 1258-
1265). USA: IEEE.
- Papadourakis, V. &. (2010). Multiple Objects Tracking in the Presence [93]
of Long-Term Occlusions. Computer Vision and Image
.Understanding,, pp. 114(7), 835-846.
- W. Zhang, Q. M. (26 February 2008). Multilevel Framework to Detect [94]
and Handle Vehicle Occlusion. IEEE Intelligent Transportation
Systems Society (pp. Vol. 9, No. 1, pp.161-174). IEEEExplore.
- Neeraj K. Kanhere, S. T. (2006). Vehicle Segmentation and Tracking [95]
in the Presence of Occlusions. Transportation Research Record:
.Journal of the Transportation Research Board, pp. Volume 1944
- W. Zhang, Q. M. (26 February 2008). Multilevel Framework to Detect [96]
and Handle Vehicle Occlusion. IEEE Intelligent Transportation
Systems Society (pp. Vol. 9, No. 1, pp.161-174). IEEEExplore.
- Stark, M. G. (2013). Occlusion Patterns for Object Class Detection. In [97]
Computer Vision and Pattern Recognition 2013 IEEE Conference on
(pp. pp. 3286-3293). IEEE.
- W. Zhang, Q. M. (26 February 2008). Multilevel Framework to Detect [98]
and Handle Vehicle Occlusion. IEEE Intelligent Transportation
Systems Society (pp. Vol. 9, No. 1, pp.161-174). IEEEExplore.
- Pang, C. C. (03 September 2004). A novel method for resolving [99]
vehicle occlusion in a monocular traffic-image sequence. IEEE
Transactions on Intelligent Transportation Systems (pp. Volume: 5,
Issue: 3, pp.129 - 141). IEEE.

- Chung-Cheng Chiu, M.-Y. K.-T. (30 July 2007). Motorcycle [100] detection and tracking system with occlusion segmentation. Image Analysis for Multimedia Interactive Services, 2007. WIAMIS '07. Eighth International Workshop on (pp. pp. 32-32). Santorini, Greece: IEEE.
- Rajeswaran, S. &. (2013, Jan. - Feb). A Study of Vehicular Traffic [101] Flow Modeling Based on Modified Cellular Automata. Journal of Mathematics, pp. VOL4 ,(5.
- Sven Maerivoet, B. D. (1, November 2005). Cellular Automata [102] Models of Road Traffic. In B. D. Sven Maerivoet. Leuven, Belgium: Katholieke Universiteit Leuven,.
- Das, D. (2012). A survey on cellular automata and its applications. In [103] Global trends in computing and communication systems (pp. 753-762). Springer, Berlin, Heidelberg: IGT.
- Fu, S. &. (2003, December). Epidemic modelling using cellular [104] automata. In Proc. of the Australian Conference on Artificial Life (pp. pp.1-15). Canberra,Australian: ACAL.
- Debasis Das, R. M. (2011, November). Programmable Cellular [105] Automata Based Efficient Parallel AES Encryption Algorithm. International Journal of Network Security & Its Applications (IJNSA), pp. Vol.3, No.6.
- Debasis Das, R. M. (2011, November). Programmable Cellular [106] Automata Based Efficient Parallel AES Encryption Algorithm. International Journal of Network Security & Its Applications (IJNSA), pp. Vol.3, No.6.
- Fu, S. &. (2003, December). Epidemic modelling using cellular [107] automata. In Proc. of the Australian Conference on Artificial Life (pp. pp.1-15). Canberra,Australian: ACAL.
- Debasis Das, R. M. (2011, November). Programmable Cellular [108] Automata Based Efficient Parallel AES Encryption Algorithm. International Journal of Network Security & Its Applications (IJNSA), pp. Vol.3, No.6.
- Fu, S. &. (2003, December). Epidemic modelling using cellular [109] automata. In Proc. of the Australian Conference on Artificial Life (pp. pp.1-15). Canberra,Australian: ACAL.

- H. Betel, a. P. (2009, October 1). On the Relationship Between [110]
Boolean and Fuzzy Cellular Automata. *Electronic Notes in Theoretical
Computer Science*, pp. Vol. 252.
- Nayak, D. R. (2013 , December). “A Cellular Automata-based [111]
Optimal Edge Detection Technique using Twenty-Five Neighborhood
Model. *International Journal of Computer Applications* , pp. Volume
84 – No 10.
- Kari, J. (2004, November 12). *Theory of cellular automata:A survey*. [112]
University of Turku.
- Yan Liu, S. R. (2003, November). Modelling urban development with [113]
cellular automata incorporating fuzzy-set approaches. *Computers,
Environment and Urban Systems*, pp. Volume 27, Issue 6.
- Sargolzaei, K. K. (2014). Impulse Image Noise Reduction Using [114]
Fuzzy-Cellular Automata Method. *International Journal of Computer
and Electrical Engineering*, pp. vol.6, no2.
- Pokkuluri Kiran Sree, I. R. (2014, Apr 2). Cellular Automata and Its [115]
Applications in Bioinformatics: A Review. *Global Perspectives on
Artificial Intelligence (GPAI)*, pp. Volume 2 Issue 2.
- Noei, S. S. (2012, july). Fuzzy-Cellular Automata Method for Noise [116]
Cancelation of Satellite and Radar Images and Maps. *International
Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*,, pp. vol.
7, issue 7.
- Ayazadeh, R. M. (2012). Fuzzy cellular automata based random [117]
numbers generation. *Trends in Applied Sciences Research*, pp. vol..7,
issue 1.
- Riedel, J. &. (2018 , Feb Sat, 24). Rule Primality, Minimal [118]
Generating Sets, Turing-Universality and Causal Decomposition in
Elementary Cellular Automata.
- Deepak Ranjan Nayak, P. K. (2014, Jul 29). A survey on two [119]
dimensional cellular automata and its application in image processing.
CORNELL UNIVERSITY LIBRARY.
- Nayak, D. R. (2013 , December). “A Cellular Automata-based [120]
Optimal Edge Detection Technique using Twenty-Five Neighborhood
Model. *International Journal of Computer Applications* , pp. Volume
84 – No 10.

- Deepak Ranjan Nayak, P. K. (2014, Jul 29). A survey on two [121] dimensional cellular automata and its application in image processing. CORNELL UNIVERSITY LIBRARY.
- Rajeswaran, S. &. (2013, Jan. - Feb). A Study of Vehicular Traffic [122] Flow Modeling Based on Modified Cellular Automata. Journal of Mathematics, pp. VOL4 ,(5.
- Nayak, D. R. (2013 , December). “A Cellular Automata-based [123] Optimal Edge Detection Technique using Twenty-Five Neighborhood Model. International Journal of Computer Applications , pp. Volume 84 – No 10.
- Nayak, D. R. (2013 , December). “A Cellular Automata-based [124] Optimal Edge Detection Technique using Twenty-Five Neighborhood Model. International Journal of Computer Applications , pp. Volume 84 – No 10.
- Deepak Ranjan Nayak, P. K. (2014, Jul 29). A survey on two [125] dimensional cellular automata and its application in image processing. CORNELL UNIVERSITY LIBRARY.
- Nayak, D. R. (2013 , December). “A Cellular Automata-based [126] Optimal Edge Detection Technique using Twenty-Five Neighborhood Model. International Journal of Computer Applications , pp. Volume 84 – No 10.
- Uguz, S. S. (2015, March 24). Edge detection with fuzzy cellular [127] automata transition function optimized by PSO. Cover image Computers & Electrical Engineering.
- Deepak Ranjan Nayak, P. K. (2014, Jul 29). A survey on two [128] dimensional cellular automata and its application in image processing. CORNELL UNIVERSITY LIBRARY.
- CHAUDHURI, P. M. (2005, april 1). Fuzzy Cellular Automata for [129] Modeling Pattern Classifier. IEICE Transactions on Information and Systems, pp. Vol.E88-D No.4.
- Nirmala, J. &. (2013, jan 1). Fuzzy Logic Gates in Electronic Circuits. [130] International Journal of Scientific and Research Publications , pp. vol. 3, issue 1, pp. 1-5.
- Bhardwaj, a. G. (2013.). Intelligent Transportation System and [131] Vehicle Detection Techniques. International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering.

esus E. Hernandez, J. N. (March 18-20, 2011). Least Sensitive (Most [132] Robust) Fuzzy "Exclusive. Proceedings of the 30th Annual Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society NAFIPS'2011, El Paso, Texas (pp. pp. 1-6). Texas: University of Texas at El Paso.

esus E. Hernandez, J. N. (March 18-20, 2011). Least Sensitive (Most [133] Robust) Fuzzy "Exclusive. Proceedings of the 30th Annual Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society NAFIPS'2011, El Paso, Texas (pp. pp. 1-6). Texas: University of Texas at El Paso.

Anderson Ávila, M. S. (June 14-18, 2015). Fuzzy Xor Classes from [134] Quantum Computing. the 14th International Conference on Artificial Intelligence and Soft (pp. Vol. 9120, pp. 305-371). Zakopane, Poland: ICAISC'2015.

BENJAMÍN BEDREGAL, R. H. (2013 , December 06). Revisiting [135] Xor-implications: classes of fuzzy (co) implications based on f-Xor (f-Xnor) connectives. International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems,, pp. Volume 21, Issue 06.

Anderson Ávila, M. S. (June 14-18, 2015). Fuzzy Xor Classes from [136] Quantum Computing. the 14th International Conference on Artificial Intelligence and Soft (pp. Vol. 9120, pp. 305-371). Zakopane, Poland: ICAISC'2015.

esus E. Hernandez, J. N. (March 18-20, 2011). Least Sensitive (Most [137] Robust) Fuzzy "Exclusive. Proceedings of the 30th Annual Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society NAFIPS'2011, El Paso, Texas (pp. pp. 1-6). Texas: University of Texas at El Paso.

Anderson Ávila, M. S. (June 14-18, 2015). Fuzzy Xor Classes from [138] Quantum Computing. the 14th International Conference on Artificial Intelligence and Soft (pp. Vol. 9120, pp. 305-371). Zakopane, Poland: ICAISC'2015.

esus E. Hernandez, J. N. (March 18-20, 2011). Least Sensitive (Most [139] Robust) Fuzzy "Exclusive. Proceedings of the 30th Annual Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society NAFIPS'2011, El Paso, Texas (pp. pp. 1-6). Texas: University of Texas at El Paso.

- BENJAMÍN BEDREGAL, R. H. (2013 , December 06). Revisiting [140] Xor-implications: classes of fuzzy (co) implications based on f-Xor (f-Xnor) connectives. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, pp. Volume 21, Issue 06.
- H. Betel, a. P. (2009, October 1). On the Relationship Between [141] Boolean and Fuzzy Cellular Automata. *Electronic Notes in Theoretical Computer Science*, pp. Vol. 252.
- Song, G. Y., Lee, K. Y., & Lee, J. W. (05 September 2008). Vehicle [142] detection by edge-based candidate generation and appearance-based classification. *Intelligent Vehicles Symposium, 2008 IEEE* (pp. pp. 428-433). Eindhoven, Netherlands: IEEE.
- Tsai, Y.-M., Tsai, C.-C., Huang, K.-Y., & Chen, L.-G. (03 March [143] 2011). An Intelligent Vision-based Vehicle Detection and Tracking System for Automotive Applications. *Consumer Electronics (ICCE), 2011 IEEE International Conference on* (pp. pp. 113-114). Las Vegas, NV, USA: IEEE.
- Zou, Q., Ling, H., Luo, S., Huang, Y., & Tian, M. (21 May 2015). [144] Robust Nighttime Vehicle Detection by Tracking and Grouping Headlights. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* (pp. Volume: 16, Issue: 5, pp. 2838-2849). usa: IEEE.
- Zou, Q., Ling, H., Luo, S., Huang, Y., & Tian, M. (21 May 2015). [145] Robust Nighttime Vehicle Detection by Tracking and Grouping Headlights. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* (pp. Volume: 16, Issue: 5, pp. 2838-2849). usa: IEEE.
- Shengnan, L., Huansheng, S., Hua, C., & Guofeng, W. (08 December [146] 2014). A Point-Based Tracking Algorithm for Vehicle Trajectories in Complex Environment. *Intelligent Systems Design and Engineering Applications (ISDEA), 2014 Fifth International Conference on* (pp. pp. 69-73). Hunan, China: IEEE.
- Djalalov, M., Nisar, H., Salih, Y., & Malik, A. S. (17 February 2011). [147] An algorithm for vehicle detection and tracking. *Intelligent and Advanced Systems (ICIAS), 2010 International Conference on* (pp. pp. 1-5). Kuala Lumpur, Malaysia, Malaysia: IEEE.

- Djalalov, M., Nisar, H., Salih, Y., & Malik, A. S. (17 February 2011). [148] An algorithm for vehicle detection and tracking. Intelligent and Advanced Systems (ICIAS), 2010 International Conference on (pp. pp. 1-5). Kuala Lumpur, Malaysia, Malaysia: IEEE.
- Jazayeri, A., Cai, H., Zheng, J. Y., & Tuceryan, M. (03 March 2011). [149] Vehicle detection and tracking in car video based on motion model. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (pp. Volume: 12, Issue: 2. pp. 583-595). IEEE.
- Liu, L., Xing, J., & Ai, H. (12 March 2012). Multi-view Vehicle [150] Detection and Tracking in Crossroads. Pattern Recognition (ACPR), 2011 First Asian Conference on (pp. pp. 608-612). Beijing, China: IEEE.
- Liu, L., Xing, J., & Ai, H. (12 March 2012). Multi-view Vehicle [151] Detection and Tracking in Crossroads. Pattern Recognition (ACPR), 2011 First Asian Conference on (pp. pp. 608-612). Beijing, China: IEEE.
- Li, Y., & Yao, Q. (30 May 2012). Rear Lamp-Based Vehicle [152] Detection and Tracking for Complex Traffic Conditions. Networking, Sensing and Control (ICNSC), 2012 9th IEEE International Conference on (pp. pp. 387-392). Beijing, China: IEEE.
- Ruolin Zhang, J. D. (2012). Object Tracking and Detecting Based on [153] Adaptive Background Subtraction. Procedia Engineering, pp. Vol 29, pp. 1351-1355.
- Li, Y., & Yao, Q. (30 May 2012). Rear Lamp-Based Vehicle [154] Detection and Tracking for Complex Traffic Conditions. Networking, Sensing and Control (ICNSC), 2012 9th IEEE International Conference on (pp. pp. 387-392). Beijing, China: IEEE.
- Ruolin Zhang, J. D. (2012). Object Tracking and Detecting Based on [155] Adaptive Background Subtraction. Procedia Engineering, pp. Vol 29, pp. 1351-1355.
- Nicholas A. Mandellos, I. K. (2011, March). A background [156] subtraction algorithm for detecting and tracking vehicles. Expert Systems with Applications.

- Nicholas A. Mandellos, I. K. (2011, March). A background [157] subtraction algorithm for detecting and tracking vehicles. Expert Systems with Applications.
- Junbin Guo, J. W. (2014, August 19). Preceding Vehicle Detection [158] and Tracking Adaptive to Illumination Variation in Night Traffic Scenes Based on Relevance Analysis. Sensors.
- P. K. Bhaskar, a. S. (31 July 2014). Image processing based vehicle [159] detection and tracking method. Computer and Information Sciences (ICCOINS), 2014 International Conference on (pp. PP. 1-5). Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE.
- Li, X., & Guo, X. (19 September 2013). Vision-Based Method for [160] Forward Vehicle Detection and Tracking. Mechanical and Automation Engineering (MAEE), 2013 International Conference on (pp. PP. 128-131). Jiujiang, China: IEEE.
- Long, Y., Xiao, X., Shu, X., & Chen, S. (10 December 2010). Vehicle [161] Tracking Method using Background Subtraction and MeanShift Algorithm. E-Product E-Service and E-Entertainment (ICEEE), 2010 International Conference on (pp. PP. 1-4). Henan, China: IEEE.
- Feris, R., Petterson, J., Siddiquie, B., Brown, L., & Pankanti, S. (10 [162] February 2011). Large-Scale Vehicle Detection in Challenging Urban Surveillance Environments. Applications of Computer Vision (WACV), 2011 IEEE Workshop on (pp. PP. 527-533). Kona, HI, USA: IEEE.
- [163] إلياس الجعفري، محمد الأنصاري، لحسين كوتي، أيوب اللحياني سعيد شارفي. نهج جديد للكشف عن المركبات علي الطرق وتتبعها. المجلة الدولية لعلوم وتطبيقات الحاسوب المتقدمة، 2016.
- Feris, R., Petterson, J., Siddiquie, B., Brown, L., & Pankanti, S. (10 [164] February 2011). Large-Scale Vehicle Detection in Challenging Urban Surveillance Environments. Applications of Computer Vision (WACV), 2011 IEEE Workshop on (pp. PP. 527-533). Kona, HI, USA: IEEE.
- Wang, W. (2010). Study on Row Scan Line Based Edge Tracing [165] Technology for Vehicle Recognition System. In Advancing Computing, Communication, Control and Management (pp. pp 214-221). Berlin: Springer Berlin Heidelberg.

- Zheludev, A. A. (2012, February). Dimensionality reduction for [166] detection of moving vehicles. Pattern Analysis and Applications, pp. Volume 15, Issue 1.
- Kuntawar, S. V. (2014). Vehicle identification and classification: a survey. [167] International journal of Adv Electronics & Communication Systems.
- Hadi, R. A. (2014, February). Vehicle detection and tracking [168] techniques: a concise review. Signal & Image Processing: An International Journal (SIPIJ).
- Rawat, A. &. (2014). A Review and Comparison of Well-Known [169] Methods for Object Detection and Tracking in Videos. International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering.
- Li, M. T. (2015, April). A Review of Vision-Based Vehicle Detection [170] and Tracking Techniques for Intelligent Vehicle. In International Conference on Intelligent Systems Research and Mechatronics Engineering.
- [171] اوھييا عزاوي، امين جھرة. الحوسبة الناعمة القائمة علي نمط المصنفات لتجنب عقبه سلوك السيارات الذاتية الذكية (الرابطة الدولية للمركبات). مجلة الناشرؤن الأكاديميون لجامعه كلوير، أيار، 2002.
- [172] محمد أحمد الدسوقي عبد رب النبي، وائل محمد خضر، رائد محمد. استعاداه الصورة علي أساس العمليات المورفولوجية. المجلة الدولية لعلوم الحاسب الأعلى والهندسة وتكنولوجيا المعلومات، 2014.
- Zalili Binti Musa, J. W. (2009). Dynamic Tracking System through [173] PSO and Parzen Particle Filter. Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems.
- PLACZEK, B. (2013). A Traffic Model Based on Fuzzy Cellular [174] Automata. Poland: Institute of Computer Science, University of Silesia.
- Uguz, S. S. (2015, March 24). Edge detection with fuzzy cellular [175] automata transition function optimized by PSO. Cover image Computers & Electrical Engineering.

- Shakeri, M., Deldari, H., Foroughi, H., Saberi, A., & Naseri, A. (08 [176] December 2008). A Novel Fuzzy Background Subtraction Method Based on Cellular Automata for Urban Traffic Applications. Signal Processing, 2008. ICSP 2008. 9th International Conference on (pp. PP. 899-902). Beijing, China: IEEE.
- Pang, C. C. (03 September 2004). A novel method for resolving [177] vehicle occlusion in a monocular traffic-image sequence. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (pp. Volume: 5, Issue: 3, pp.129 - 141). IEEE.
- Chitra, M. G. (2013). Occlusion and Abandoned Object Detection for [178] Surveillance Applications. International Journal of Computer Applications Technology and Research, pp. Volume 2– Issue 6, 708 - 713, 2013, ISSN: 2319–8656.
- Y. Lee, L. H. (2013). Occlusion Handling in Videos Object Tracking: [179] A survey. International Symposium of the Digital Earth (pp. 1-6). Malaysia: 8th International Symposium of the Digital Earth.
- CHUNG-CHENG CHIU, M.-Y. K.-Y. (2010). Automatic Traffic [180] Surveillance System for Vision-Based Vehicle Recognition and Tracking. JOURNAL OF INFORMATION SCIENCE AND ENGINEERING.
- Kuntawar, S. V. (2014). Vehicle identification and classification: a [181] survey. International journal of Adv Electronics & Communication Systems.
- Hadi, R. A. (2014, February). Vehicle detection and tracking [182] techniques: a concise review. Signal & Image Processing: An International Journal (SIPIJ).
- Shakeri, M., Deldari, H., Foroughi, H., Saberi, A., & Naseri, A. (08 [183] December 2008). A Novel Fuzzy Background Subtraction Method Based on Cellular Automata for Urban Traffic Applications. Signal Processing, 2008. ICSP 2008. 9th International Conference on (pp. PP. 899-902). Beijing, China: IEEE.
- M. Chovanec. (2005). Computer Vision Vehicle Tracking using [184] Background Subtraction. Journal of Information, Control and Management Systems(JICMS), pp. Vol. 1, No.1.

- MCBRIDE, K. N. (2008 January 08). Vehicle Tracking in Occlusion [185] and Clutter. Waterloo, Ontario, Canada: UWSPASE.
- CHUNG-CHENG CHIU, M.-Y. K.-Y. (2010). Automatic Traffic [186] Surveillance System for Vision-Based Vehicle Recognition and Tracking. JOURNAL OF INFORMATION SCIENCE AND ENGINEERING.
- Shakeri, M., Deldari, H., Foroughi, H., Saberi, A., & Naseri, A. (08 [187] December 2008). A Novel Fuzzy Background Subtraction Method Based on Cellular Automata for Urban Traffic Applications. Signal Processing, 2008. ICSP 2008. 9th International Conference on (pp. PP. 899-902). Beijing, China: IEEE.
- Jiamin Ning, Y. Y. (2013, OCTOBER). Background Modeling and [188] Fuzzy Clustering for Motion Detection from Video. JOURNAL OF MULTIMEDIA, , pp. VOL. 8, NO. 5.
- Jiamin Ning, Y. Y. (2013, OCTOBER). Background Modeling and [189] Fuzzy Clustering for Motion Detection from Video. JOURNAL OF MULTIMEDIA, , pp. VOL. 8, NO. 5.
- CHUNG-CHENG CHIU, M.-Y. K.-Y. (2010). Automatic Traffic [190] Surveillance System for Vision-Based Vehicle Recognition and Tracking. JOURNAL OF INFORMATION SCIENCE AND ENGINEERING.
- Uguz, S. S. (2015, March 24). Edge detection with fuzzy cellular [191] automata transition function optimized by PSO. Cover image Computers & Electrical Engineering.
- K. K. Ng, a. E. (2011). Background Subtraction using a Pixel-Wise [192] Adaptive Learning Rate for Object Tracking Initialization. SPIE.
- Wang, B. &. (2014). A Fast Self-tuning Background Subtraction [193] Algorithm. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (pp. 395-398). IEEE.
- Adaptive Threshold for Background Subtraction in Moving Object [194] Detection using Fuzzy C-Means Clustering. (17 January 2013). TENCON 2012 - 2012 IEEE Region 10 Conference (pp. pp. 1-5). Cebu, Philippines: IEEE.
- Ku, M. Y. (2008). Visual motorcycle detection and tracking [195] algorithms. WSEAS Trans. Electron.

- Shakeri, M., Deldari, H., Foroughi, H., Saberi, A., & Naseri, A. (08 [196] December 2008). A Novel Fuzzy Background Subtraction Method Based on Cellular Automata for Urban Traffic Applications. Signal Processing, 2008. ICSP 2008. 9th International Conference on (pp. PP. 899-902). Beijing, China: IEEE.
- Chen, Y.-L., Wu, B.-F., & Fan, C.-J. (04 December 2009). Real-time [197] Vision-based Multiple Vehicle Detection and Tracking for Nighttime Traffic Surveillance. Systems, Man and Cybernetics, 2009. SMC 2009. IEEE International Conference on (pp. PP. 3352-3358). San Antonio, TX, USA: IEEE.
- Ruolin Zhang, J. D. (2012). Object Tracking and Detecting Based on [198] Adaptive Background Subtraction. Procedia Engineering, pp. Vol 29, pp. 1351-1355.
- Nicholas A. Mandellos, I. K. (2011, March). A background [199] subtraction algorithm for detecting and tracking vehicles. Expert Systems with Applications.
- Shakeri, M., Deldari, H., Foroughi, H., Saberi, A., & Naseri, A. (08 [200] December 2008). A Novel Fuzzy Background Subtraction Method Based on Cellular Automata for Urban Traffic Applications. Signal Processing, 2008. ICSP 2008. 9th International Conference on (pp. PP. 899-902). Beijing, China: IEEE.
- Kari, J. (2004, November 12). Theory of cellular automata:A survey. [201] University of Turku.
- Mraz, M. Z. (06 August 2002). Fuzzy cellular automata: from theory [202] to applications.: Tools with Artificial Intelligence, 2000. ICTAI 2000. Proceedings. 12th IEEE International Conference on (pp. pp. 320-323). Vancouver, BC, Canada, Canada: IEEE.
- Mraz, M. Z. (06 August 2002). Fuzzy cellular automata: from theory [203] to applications.: Tools with Artificial Intelligence, 2000. ICTAI 2000. Proceedings. 12th IEEE International Conference on (pp. pp. 320-323). Vancouver, BC, Canada, Canada: IEEE.
- CHAUDHURI, P. M. (2005, april 1). Fuzzy Cellular Automata for [204] Modeling Pattern Classifier. IEICE Transactions on Information and Systems, pp. Vol.E88-D No.4.

- CHAUDHURI, P. M. (2005, april 1). Fuzzy Cellular Automata for [205]
Modeling Pattern Classifier. IEICE Transactions on Information and
Systems, pp. Vol.E88-D No.4.
- Mraz, M. Z. (06 August 2002). Fuzzy cellular automata: from theory [206]
to applications.: Tools with Artificial Intelligence, 2000. ICTAI 2000.
Proceedings. 12th IEEE International Conference on (pp. pp. 320-
323). Vancouver, BC, Canada, Canada: IEEE.
- CHAUDHURI, P. M. (2005, april 1). Fuzzy Cellular Automata for [207]
Modeling Pattern Classifier. IEICE Transactions on Information and
Systems, pp. Vol.E88-D No.4.
- esus E. Hernandez, J. N. (March 18-20, 2011). Least Sensitive (Most [208]
Robust) Fuzzy "Exclusive. Proceedings of the 30th Annual Conference
of the North American Fuzzy Information Processing Society
NAFIPS'2011, El Paso, Texas (pp. pp. 1-6). Texas: University of
Texas at El Paso.
- esus E. Hernandez, J. N. (March 18-20, 2011). Least Sensitive (Most [209]
Robust) Fuzzy "Exclusive. Proceedings of the 30th Annual Conference
of the North American Fuzzy Information Processing Society
NAFIPS'2011, El Paso, Texas (pp. pp. 1-6). Texas: University of
Texas at El Paso.
- Yan Liu, S. R. (2003, November). Modelling urban development with [210]
cellular automata incorporating fuzzy-set approaches. Computers,
Environment and Urban Systems, pp. Volume 27, Issue 6.
- Benjamín C. Bedregal, R. H. (2009, August 4). Xor-Implications and [211]
E-Implications: Classes of Fuzzy Implications Based on Fuzzy Xor.
Electronic Notes in Theoretical Computer Science, pp. Volume 247.
- esus E. Hernandez, J. N. (March 18-20, 2011). Least Sensitive (Most [212]
Robust) Fuzzy "Exclusive. Proceedings of the 30th Annual Conference
of the North American Fuzzy Information Processing Society
NAFIPS'2011, El Paso, Texas (pp. pp. 1-6). Texas: University of
Texas at El Paso.
- Mraz, M. Z. (06 August 2002). Fuzzy cellular automata: from theory [213]
to applications.: Tools with Artificial Intelligence, 2000. ICTAI 2000.
Proceedings. 12th IEEE International Conference on (pp. pp. 320-
323). Vancouver, BC, Canada, Canada: IEEE.

- Ko, Y.-S. H.-K. (2011). A Cellular Automaton Model for Car Traffic [214] with a Form-One-Lane Rule. International Conference on Implementation and Application of Automata (pp. pp 154-165). Berlin: Springer, Berlin, Heidelberg.
- S. Rani, B. K. (2014). Edge Detection of MRI Images using [215] Morphological Operators. International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering, pp. Vol. 4, Issue 4.
- Bharti Sharma, V. K. (2014 , January 5). The Automated Vehicle [216] Detection of Highway Traffic Images by Differential Morphological Profile. Journal of Transportation Technologies, pp. vol. 4, no. 2.
- Singh, P. (2016, April). A Review on Role of Mathematical [217] Morphology in Digital Image Processing. International Journal of Recent Trends in Engineering & Research (IJRTER), pp. Volume 02, Issue 04.
- [218] محمد أحمد الدسوقي عبد رب النبي، وائل محمد خضر، رائد محمد. استعادته الصورة علي أساس العمليات المورفولوجية. المجلة الدولية لعلوم الحاسب الألي والهندسة وتكنولوجيا المعلومات، 2014.
- Lifeng He, Y. C. (July 4 - 6, 2012). A new two-scan algorithm for [219] labeling connected components in binary images. Proceedings of the World Congress on Engineering 2012 Vol II (pp. Vol. 2, pp. 1141-1146). London, U.K: the World Congress on Engineering.
- [220] يحيى الحلبي. خوارزمية جديدة حول المحاكاة المتصلة المكونات المصققة للصور الثنائية. المجلة الدولية للتكنولوجيا الناشئة والهندسة المتقدمة، 2013.
- Y. Lee, L. H. (2013). Occlusion Handling in Videos Object Tracking: [221] A survey. International Symposium of the Digital Earth (pp. 1-6). Malaysia: 8th International Symposium of the Digital Earth.
- Neeraj K. Kanhere, S. T. (2006). Vehicle Segmentation and Tracking [222] in the Presence of Occlusions. Transportation Research Record: .Journal of the Transportation Research Board, pp. Volume 1944
- Xue, C. Y. (2015, August). A Method for Tracking Vehicles Under [223] Occlusion Problem. In International Conference on Image and Graphics. Springer, Cham.

- Y. Lee, L. H. (2013). Occlusion Handling in Videos Object Tracking: [224]
A survey. International Symposium of the Digital Earth (pp. 1-6).
Malaysia: 8th International Symposium of the Digital Earth.
- CHUNG-CHENG CHIU, M.-Y. K.-Y. (2010). Automatic Traffic [225]
Surveillance System for Vision-Based Vehicle Recognition and
Tracking. JOURNAL OF INFORMATION SCIENCE AND
ENGINEERING.
- [226] نهلة حافظ جواد السعدي. خوارزمية التنبؤ بمعدلات التغير الموسمية مع تطبيق عملي
بالحوادث. مجلة جامعة بابل للعلوم الهندسية، العدد 6، مجلد 25، 2017.
- Jain, I., & Rani, B. (2010, July-December). Vehicle detection using [227]
image processing and fuzzy logic. International Journal of Computer
Science & Communication, pp. Vol. 1, No. 2.
- Srivatsa Prativadibhayankaram, H. V. (2018, may 2). Compressive [228]
Online Video Background-Foreground Separation Using Multiple
.Prior Information and Optical Flow. Preprints, p. 21
- svcl. (2018, 7 22). Classification and Retrieval of Traffic Video. [229]
Retrieved from Statistical Visual Computing Lab:
<http://www.svcl.ucsd.edu/projects/traffic/>
- Systeme, I. f. (2018, 7 22). Image Sequence Server. Retrieved from [230]
universitat karlsruhe (th): http://i21www.ira.uka.de/image_sequences
- www.ee.cuhk.edu.hk. (2018, 7 22). MIT Traffic Data Set. Retrieved [231]
from, www.ee.cuhk.edu.hk: <https://goo.gl/hVid8D>
- THOMPSON, C. M., & SHURE, L. (1995). Image processing [232]
toolbox [for use with Matlab]. Natick, Mass., The Math Works.
- Sissinto, P. (2010). Video stabilization and motion detection using [233]
Matlab video processing toolbox. Morgan: Morgan State Univeristy.
- Kuntawar, S. V. (2014). Vehicle identification and classification: a [234]
survey. International journal of Adv Electronics & Communication
Systems.
- Hadi, R. A. (2014, February). Vehicle detection and tracking [235]
techniques: a concise review. Signal & Image Processing: An
International Journal (SIPIJ).
- Shakeri, M., Deldari, H., Foroughi, H., Saberi, A., & Naseri, A. (08 [236]
December 2008). A Novel Fuzzy Background Subtraction Method

Based on Cellular Automata for Urban Traffic Applications. Signal Processing, 2008. ICSP 2008. 9th International Conference on (pp. PP. 899-902). Beijing, China: IEEE.

D. Usman, O. R. (2015). Application of Artificial Neural Network [237] and Texture Features for Follicle Detection. African Journal of Computing & ICT, pp. Vol. 8, No. 4.

Sigari, M. H. (2008). Fuzzy running average and fuzzy background [238] subtraction: concepts and application. International Journal of .Computer Science and Network Security

Shakeri, M., Deldari, H., Foroughi, H., Saberi, A., & Naseri, A. (08 [239] December 2008). A Novel Fuzzy Background Subtraction Method Based on Cellular Automata for Urban Traffic Applications. Signal Processing, 2008. ICSP 2008. 9th International Conference on (pp. PP. 899-902). Beijing, China: IEEE.

Sun, Z., Bebis, G., & Miller, R. (20 March 2006). On-Road Vehicle [240] Detection: A Review. IEEE Transactions on Pattern Analysis and). IEEE Computer Society: Machine Intelligence (pp. pp. 694-711 IEEE.

She, K., Bebis, G., Gu, H., & Miller, R. (3-6 Oct. 2004). Vehicle [241] Tracking using On-line Fusion of Color and Shape Features. Intelligent Transportation Systems, 2004. Proceedings. The 7th International IEEE Conference on (pp. pp. 731-736). Washington, WA, USA, USA: IEEE.

Xinchu Shi, H. L. (14 February 2013). Context-Driven Moving [242] Vehicle Detection in Wide Area Motion Imagery. Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on. Tsukuba, Japan: IEEE.

Chi-Chen Raxle Wang, J.-J. J. (26 February 2008). Automatic [243] Vehicle Detection using Local Features—A Statistical Approach. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (pp. pp. 83 - 96). IEEE Intelligent Transportation Systems Society: IEEE.

Hsu-Yung Cheng, C.-C. W.-Y. (19 October 2011). Vehicle Detection [244] in Aerial Surveillance using Dynamic Bayesian Networks. IEEE Transactions on Image Processing (pp. pp. 2152 - 2159). IEEE Signal Processing Society: IEEE.

Shakeri, M., Deldari, H., Foroughi, H., Saberi, A., & Naseri, A. (08 [245] December 2008). A Novel Fuzzy Background Subtraction Method

- Based on Cellular Automata for Urban Traffic Applications. Signal Processing, 2008. ICSP 2008. 9th International Conference on (pp. PP. 899-902). Beijing, China: IEEE.
- Sigari, M. H. (2008). Fuzzy running average and fuzzy background [246] subtraction: concepts and application. International Journal of .Computer Science and Network Security
- Shakeri, M., Deldari, H., Foroughi, H., Saberi, A., & Naseri, A. (08 [247] December 2008). A Novel Fuzzy Background Subtraction Method Based on Cellular Automata for Urban Traffic Applications. Signal Processing, 2008. ICSP 2008. 9th International Conference on (pp. PP. 899-902). Beijing, China: IEEE.
- Shakeri, M., Deldari, H., Foroughi, H., Saberi, A., & Naseri, A. (08 [248] December 2008). A Novel Fuzzy Background Subtraction Method Based on Cellular Automata for Urban Traffic Applications. Signal Processing, 2008. ICSP 2008. 9th International Conference on (pp. PP. 899-902). Beijing, China: IEEE.
- She, K., Bebis, G., Gu, H., & Miller, R. (3-6 Oct. 2004). Vehicle [249] Tracking using On-line Fusion of Color and Shape Features. Intelligent Transportation Systems, 2004. Proceedings. The 7th International IEEE Conference on (pp. pp. 731-736). Washington, WA, USA, USA: IEEE.
- Xinchu Shi, H. L. (14 February 2013). Context-Driven Moving [250] Vehicle Detection in Wide Area Motion Imagery. Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on. Tsukuba, Japan: IEEE.
- Chi-Chen Raxle Wang, J.-J. J. (26 February 2008). Automatic [251] Vehicle Detection using Local Features—A Statistical Approach. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (pp. pp. 83 - 96). IEEE Intelligent Transportation Systems Society: IEEE.
- Hsu-Yung Cheng, C.-C. W.-Y. (19 October 2011). Vehicle Detection [252] in Aerial Surveillance using Dynamic Bayesian Networks. IEEE Transactions on Image Processing (pp. pp. 2152 - 2159). IEEE Signal Processing Society: IEEE.