

Mamdani Metodu ile kapalı bir alanda giriş çıkış yapan insan sayısının hesaplanması

Deniz Karhan

Kocaeli Üniversitesi

Bilgisayar Mühendisliği

200202005@koaceli.edu.tr

Abstract—Bu kapsamlı araştırma, hem bulanık mantık yöntemlerinin kişi sayımı problemlerine uygulanması hem de derin öğrenme algoritmalarının kullanımıyla elde edilen sonuçların detaylı bir değerlendirmesini içermektedir. Kişi sayımı, birçok alanda (kalabalık yönetimi, güvenlik, trafik denetimi vb.) önemli bir uygulama alanına sahiptir. Geleneksel manuel kişi sayımı yöntemleri zaman alıcı ve hata yapmaya açık olduğundan, bu sınırlamalara bir çözüm olarak son yıllarda derin öğrenme algoritmaları kullanılmaktadır. Bulanık mantık, belirsiz ve kesin olmayan bilgilerin mantıksal olarak işlenmesine olanak tanıyan bir yöntemdir. Kişi sayımı problemlerinde bulanık mantık yöntemleri, görüntülerin bulanıklaştırılması, görüntü işleme algoritmalarının uygulanması ve bulanık çıkarmış yöntemlerinin kullanılması gibi aşamalardan oluşmaktadır. Bu araştırmada, YOLOv8 ve YOLONAS gibi derin öğrenme temelli kişi sayımı algoritmaları kullanılarak belirli bir bölgedeki kişi sayıları ayrıntılı bir şekilde hesaplanmıştır. Çalışma, önceden oluşturulmuş bir veri seti üzerinde gerçekleştirilmiş ve bu veri seti üzerinde eğitilmiş dört farklı model ile YOLOv8 ve YOLONAS algoritmalarının iki farklı modeli test edilmiştir. Deneyler, Roboflow platformu üzerinde bulunan üç farklı veri seti üzerinde gerçekleştirilmiştir. Bu veri setleri, çeşitli koşullarda çekilmiş farklı insan görüntülerini içermekte olup, önceden belirlenmiş ön işleme adımlarından geçirilmiş ve insan konumları etiketlenmiştir. YOLOv8 ve YOLONAS algoritmaları, nesne tespiti ve sınıflandırma konularında öne çıkan derin öğrenme modelleridir. Bu çalışma, bu modellerin kişi sayımı konusundaki etkinliğini değerlendirmek amacıyla tasarlanmıştır. Eğitim sürecinde kullanılan veri seti, çeşitli koşullar altında çekilmiş görüntülerden oluşan algoritmaların genellikle karşılaştığı çeşitlilik ve karmaşıklığı yansımaktadır. Eğitilmiş modellerin test edilmesi, Roboflow platformu üzerindeki farklı veri setleri üzerinde gerçekleştirilmiştir. Bu platform, derin öğrenme modellerini değerlendirmek ve karşılaştırmak için geniş bir araç seti sunmaktadır. Yapılan deneylerde, her bir modelin belirli bir alandaki kişi sayısını doğru bir şekilde tespit edip etmediği, yanlış pozitif ve yanlış negatif oranları gibi performans metrikleri kullanılarak değerlendirilmiştir. Bu araştırmanın temel hedefi, bulanık mantık yöntemlerini kişi sayımı problemine uygulayarak Mamdani metodunu kullanmak ve bu metodun derin öğrenme algoritmalarıyla elde edilen sonuçları kapsamlı bir şekilde değerlendirmektir. Mamdani metodunun kişi sayımı probleminde daha hızlı ve daha doğru sonuçlar elde etmeyi amaçlaması, çalışmanın temel motivasyonunu oluşturmaktadır. Aynı zamanda, elde edilen sonuçlar, kişi sayımı alanındaki gelişmeleri desteklemek ve gelecekteki araştırmalara rehberlik etmek üzere sunulmuştur. Bu metodoloji, bulanık mantık

prensiplerini içeren Mamdani metodunu kişi sayımı probleme uygulamak için özel olarak tasarlanmıştır. Bulanık mantık, belirsizlik içeren sistemlerin modellemesi için ideal bir çözüm sunar ve kişi sayımı gibi karmaşık ve dinamik problemlerde etkin bir şekilde kullanılabilir. Mamdani metodunun bu bağlamdaki uygulaması, geliştirilen algoritmanın performansını artırmayı amaçlamaktadır. Çalışma, elde edilen sonuçların ayrıntılı bir analiziyle birlikte, Mamdani metodunun kişi sayımı konusundaki avantajlarını vurgulamaktadır. Bu analizde, yöntemin doğruluğu, hızı ve genel performansı ölçülen metrikler üzerinden değerlendirilmiştir. Ayrıca, Mamdani metodunun derin öğrenme algoritmalarına kıyasla ne tür avantajlar sağlayabileceği üzerine detaylı bir inceleme yapılmıştır. Sonuçlar, Mamdani metodunun kişi sayımı probleminde başarılı bir şekilde uygulanabildiğini ve derin öğrenme algoritmalarıyla elde edilen sonuçlara göre daha hızlı ve doğru sonuçlar sağlayabildiğini göstermektedir. Bu bulgular, bulanık mantık tabanlı metodolojilerin kişi sayımı uygulamalarında etkin bir alternatif olabileceğine işaret etmektedir. Bu çalışma, gelecekteki araştırmacılarla bu alanda yeni yöntemler geliştirmeleri için bir temel sunmayı amaçlamaktadır.

I. GİRİŞ

Bu çalışma kapsamında, YOLOv8 ve YOLONAS algoritmaları kullanılarak kişilerin tespit edilmesi ve takip edilmesi sağlanmıştır. Kapalı bir alandan geçen kişi sayısını hesaplanması yönteminde, bulanık mantık metodlarından Mamdani metodunun entegre edilmesi planlanmıştır. Bu entegrasyonun, kişi sayımı probleminde daha kesin ve ölçülebilir sonuçlar elde etmek amacıyla gerçekleştirileceği vurgulanacaktır.

• **Kişi Sayımı Uygulama Alanları:** Kişi sayımı, kalabalık yönetimi, güvenlik ve trafik denetimi gibi birçok alanda önemli bir uygulama alanına sahiptir. Bu uygulamaların daha etkili bir şekilde yönetilebilmesi için Mamdani metodunun bulanık mantık yöntemleri ile birleştirilmesi, karar verme sürecini iyileştirmeyi hedeflemektedir.

1) **Kalabalık Yönetimi:** Bulanık mantık ve Mamdani metodu, kalabalık yönetiminde, özellikle de acil durumların etkin bir şekilde yönetilmesinde daha etkili kararlar almak için kullanılabilir.

2) **Güvenlik:** Bulanık mantık ile Mamdani metodu, güvenlik sistemlerinde şüpheli aktiviteleri daha has-

sas bir şekilde belirlemek ve alarm durumlarını optimize etmek için kullanılabilir.

- 3) **Trafik Denetimi:** Trafik yoğunluğu ve güzergah planlaması, bulanık mantık ve Mamdani metodunun entegrasyonu ile dahaakıllı bir şekilde yönetilebilir.

A. YOLOv8 ve YOLONAS

YOLOv8 ve YOLONAS, derin öğrenme temelli kişi sayımı algoritmalarının öncü örnekleridir. Ancak, bu algoritmaların doğruluğunu ve performansını artırmak amacıyla Mamdani metodunun bulanık mantık prensipleri ile birleştirilmesi, daha güvenilir ve hassas bir kişi sayımı elde etmek için planlanmaktadır.

- YOLOv8: Google AI tarafından 2020 yılında geliştirilen YOLOv8, Mamdani metodunun entegrasyonu ile nesne tespiti ve sınıflandırma yeteneklerini daha da artırabilir.

| Model | size (pixels) | mAP _{val} 50-95 | Speed CPU ONNX (ms) | Speed A100 TensorRT (ms) | params (M) | FLOPs (B) |
|---------|---------------|--------------------------|---------------------|--------------------------|------------|-----------|
| YOLOv8n | 640 | 18.4 | 142.4 | 1.21 | 3.5 | 10.5 |
| YOLOv8s | 640 | 27.7 | 183.1 | 1.40 | 11.4 | 29.7 |
| YOLOv8m | 640 | 33.6 | 408.5 | 2.26 | 26.2 | 80.6 |
| YOLOv8l | 640 | 34.9 | 596.9 | 2.43 | 44.1 | 167.4 |
| YOLOv8x | 640 | 36.3 | 860.6 | 3.56 | 68.7 | 260.6 |

Fig. 1. Yolo V8 - Benchmark

- YOLONAS: 2021 yılında geliştirilen YOLONAS, YOLOv8'in daha da geliştirilmiş bir versiyonudur ve bulanık mantık metodları ile Mamdani metodunun birleştirilmesi, daha optimize edilmiş bir model sunabilir.

Pose Estimation Efficient Frontier | COCO | NVIDIA T4 GPU

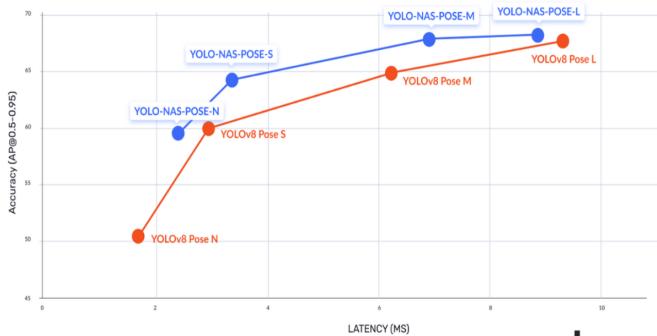


Fig. 2. YoloNas ile YoloV8 karşılaştırma

Bulanık Mantık ve Mamdani Metodu Entegrasyonu:

- Bu çalışmada, YOLOv8 ve YOLONAS algoritmaları üzerinde Mamdani metodunun entegrasyonu, kişi sayımı konusundaki doğruluğu artırmak ve daha tutarlı sonuçlar elde etmek amacıyla planlanmıştır. Aşağıda, önerilen yöntemin detaylı aşamalarını bulabilirsiniz:

1) Görüntü Algılaması:

YOLOv8 algoritması, nesne tanıma sürecini başlatmak için kullanılır. Görüntü üzerindeki pikseller üzerindeki bilgileri analiz eder ve potansiyel nesneleri tanımlar. Her bir nesnenin konumu, sınıfı ve belirlenen güven skorları bu aşamada belirlenir. Konum bilgisi, nesnelerin görüntü içindeki koordinatlarını temsil eder. YOLOv8, bir görüntüdeki nesneleri birkaç geçişte algılayabilme yeteneğine sahiptir. Bu, nesnelerin ölçek ve konumlarındaki değişikliklere karşı esnek ve hassas bir algılama sağlar. Nesnelerin belirlenmesi süreci, önceden eğitilmiş ağırlıklar ve öğrenilmiş özellikler haritaları kullanılarak gerçekleştirilir. Bu ağırlıklar, geniş bir nesne çeşitliliği içeren veri setleri üzerinde eğitilmiş bir modelin öğrenmiş olduğu özellikleri temsil eder. Bu aşama, bir görüntüdeki nesnelerin tanımlanması ve konumlandırılması için gerekli temel bilgileri sağlar. YOLOv8 algoritması, bu bilgileri belirli bir nesneyi tanımlayarak ve konumunu tespit ederek sunar.

2) Mamdani Metoduna Tabi Tutma:

Algılanan nesneler, YOLOv8 tarafından belirlenen sınıflara göre Mamdani metoduna tabi tutularak kişilerin bulunduğu nesneler olarak sınıflandırılır. Mamdani metodu, bu sınıflandırma işlemini gerçekleştirirken belirsizlik içeren verilerle başa çıkabileceğini kullanır. Belirsizlik, nesnelerin tanımlanması sırasında karşılaşılan zorlukları temsil eder. Belirli bir sınıf içindeki nesneler, Mamdani metodu tarafından değerlendirilir ve kişilere ait olup olmadıkları belirlenir. Bu değerlendirme, özellikle nesnelerin belirli bir sınıfa ait olup olma olasılığını belirleme konusunda Mamdani metodunun avantajlarından yararlanır. Mamdani metodunun bulanık mantık kuralları, nesnelerin kişilere ait olup olma durumunu belirlemeye kullanılır. Bu kurallar, belirli bir sınıftaki nesnelerin kişilere ait olma olasılıklarını belirlemekte ve belirsizlik içeren durumları ele alarak kesin bir sınıflandırma sağlamaktadır. Sonuç olarak, Mamdani metoduna tabi tutma aşaması, belirlenen nesneleri kişilere ait olup olma durumuna göre sınıflandırır ve belirsizlik içeren veri setlerinde daha güvenilir bir sınıflandırma elde etmeyi amaçlar.

3) Bulanık Mantık ve Mamdani Metodu İle Kontrol:

Bu aşamada, bulanık mantık prensipleri ve Mamdani metodunun entegrasyonu, kişilerin bulunduğu nesnelerin belirli bir bölgede olup olmadığını kontrol eder. Renk alanları (örneğin, mavi ve kırmızı bölgeler gibi belirlenmiş renk skalaları), kişilerin bulunup bulunmadığı yerleri temsil eden bölge sınırları olarak belirlenir. Mamdani metodu, belirli bir nesnenin, özellikle kişi sınıfındaki bir

nesnenin, bu renk alanları içinde yer alıp almadığını değerlendirir. Bu değerlendirme, Mamdani metodunun önceden belirlenmiş bulanık kuralları üzerinden gerçekleştirilir. Renk alanlarının sınırlarının belirlenmesi ve bu alanlardaki nesnelerin Mamdani metodıyla değerlendirilmesi, kişilerin belirli bir bölgede bulunup bulunmadığını belirlemekte kullanılır. Bu aşama, özellikle belirli renk kodlarına dayalı olarak kişilerin bulunduğu bölgelerin doğrulanması için bulanık mantık prensiplerini kullanır. Belirli renk skalalarına dayalı olarak kişilerin belli bir bölgede olup olmadığına dair kesin bir çıkarım yapar. YoloV8 ve yoloNas algoritmalarının kesin değerler elde etmemizi sağlamaktadır. Bu kontrollü ve belirli bölge tabanlı değerlendirme, kişi sayısını kesin bir hale getirerek sonuçların güvenilirliğini artırır.

4) Giren ve Çıkan Kişi Sayısının Belirlenmesi:

Bu aşama, Mamdani metoduna dayanarak belirlenen bölgeden geçen kişilerin sayısını tespit etmeyi amaçlar. Giren ve çıkan kişi sayıları, belirli bulanık mantık kurallarına dayanarak belirlenir. Bu kurallar, belirlenen bölgede yer alan kişilerin sayısını kesinleştirmek için kullanılır. Mamdani metodu, belirli kurallar doğrultusunda belirlenen bölgeden geçen kişilerin sayısını çıkarmak ve eklemek için bulanık mantık prensiplerini kullanır. Bu prensipler, belirli bir bölgeden geçen kişilerin sayısını belirlemede belirsizliği azaltmaya odaklanır. Giren ve çıkan kişi sayıları, Mamdani metodunun değerlendirmesi sonucunda belirlenir ve bu sayılar, önceki aşamalarda belirlenen belirli bölgeye ait kişilerin hareket yönüne göre belirlenir. Mamdani metodu, belirli bir bölgeden geçen kişi sayısını hesaplamak için belirli bulanık mantık kurallarını kullanır. Bu kurallar, belirli bir bölgeden geçen kişi sayısını belirlemede, özellikle belirsizlik içeren durumları ele alarak kesin bir sayısal çıkarım yapma yeteneğine odaklanır. Bu aşama, belirli bir bölgeden geçen kişi sayısının kesin bir şekilde belirlenmesini hedefleyerek, Mamdani metodunun avantajlarından yararlanır ve kişi sayımı problemini daha kesin bir hale getirir.

II. YÖNTEM

Bulanık Mantık ve Mamdani Metodu ile Kişi Sayımı ve Güvenli Bölge Kontrolü Bu çalışma, YOLOv8 (You Only Look Once) algoritması kullanılarak tespit edilen kişilerin x, y koordinatları ve detection oranları üzerinden bulanık mantık ve Mamdani metodunu entegre ederek güvenli bölgeye giriş ve çıkışları belirlemeyi amaçlamaktadır. YOLOv8'in nesne tespiti yetenekleri, kişilerin hassas konumlarını belirlemek ve bu bilgileri Mamdani metoduna giriş olarak kullanmak için temel oluşturacaktır.

YOLOv8 ile Kişi Tespiti ve Koordinatların Elde Edilmesi: YOLOv8 algoritması, verilen bir görüntü üzerindeki kişileri tespit etmek ve bu kişilerin x, y koordinatlarını ve detection oranlarını sağlamak için kullanılır. Bu bilgiler, bulanık mantık ve Mamdani metodunu uygulamak üzere temel veri setini oluşturacaktır.

Bulanık Mantık ve Mamdani Metodu Entegrasyonu:

- Giriş Değişkenleri:** YOLOv8 tarafından sağlanan x, y koordinatları ve detection oranları, Mamdani metoduna giriş değişkenleri olarak atanır.
- Güvenli Bölgeye Giriş Çıkış Kuralları:** Bulanık mantık prensipleri kullanılarak, belirlenen güvenli bölgelere giriş ve çıkışları değerlendiren bir dizi kural oluşturulur. Örneğin, bir kişinin belirli bir güvenli bölgeye giriş, belirli bir bulanıklık fonksiyonu ve bu fonksiyona dayalı kurallarla değerlendirilir.
- Bulanık Kuralların Belirlenmesi:** Güvenli bölgeye giriş ve çıkışları değerlendirmek için belirlenen kurallar, kişinin koordinatları ve detection oranlarına bağlı olarak belirlenir. Bu kurallar, Mamdani metodunun bulanık çıkış motoru aracılığıyla uygulanır. Üyelik Fonksiyonları ve Bulanıklık Değerlendirmesi:

Her bir giriş değişkeni için uygun üyelik fonksiyonları belirlenir ve bu fonksiyonlar kullanılarak kişinin güvenli bölgeye giriş çıkış durumu bulanık bir şekilde değerlendirilir.

- Çıkarım Motoru İle Çıkarım Yapma:** Belirlenen kurallar ve bulanıklık değerlendirmeleri kullanılarak, Mamdani metodunun çıkış motoru kişinin güvenli bölgeye giriş çıkış durumunu belirler.
- Sonuçların İncelenmesi:** Elde edilen sonuçlar, kişinin güvenli bölgeye giriş çıkış durumu ile ilgili kesin bir çıkış sağlar. Bu sonuçlar, YOLOv8 tarafından tespit edilen kişilerin güvenli bölge etkileşimlerini gösterir. Bu entegrasyon, YOLOv8 tarafından elde edilen kesin konum bilgileri üzerinden Mamdani metodunu kullanarak kişilerin güvenli bölgeye giriş çıkışlarını hassas bir şekilde değerlendirir. Bu yöntem, güvenlik uygulamalarında ve kalabalık yönetiminde daha etkili ve anlamlı sonuçlar elde etmek için kullanılabilir.

A. Bulanık Mantık Metodunun Uygulanması

Mamdani Metodu ile YOLOv8 İnsan Tespit Sonuçlarının Güvenli Bölge Geçişine Dönüşürlmesi: Detaylı İnceleme

Bu çalışma, YOLOv8 algoritmasıyla tespit edilen insanların bir kapıya yaklaşırken 2 aşamalı güvenli bölgelerden geçişini değerlendirmek amacıyla Mamdani metodu uygulanmasını kapsayan bir yaklaşımı detaylıca incelemektedir. Bu çerçevede, Mamdani metodu adımları şu şekilde ayrıntılı bir şekilde ele alınır:

1) Giriş Değişkenlerinin Belirlenmesi:

YOLOv8 tarafından sağlanan x ve y koordinatları, Mamdani metodu için temel giriş değişkenleridir. Bu koordinatlar, nesnelerin konumunu belirlemek adına kullanılır ve bu çalışmada insanların kapıya

olan konumunu ifade etmek üzere özel olarak seçilir. X ve y koordinatları, sayısal değerlerle ifade edilir ve kapiya olan uzaklık veya konumun belirlenmesi açısından kritiktir. Özellikle, bu adımda koordinatların standartlaştırılması ve normalleştirilmesi gibi ön işleme adımları da göz önünde bulundurulabilir. Standartlaştırma ve normalleştirme, algoritmanın daha tutarlı ve etkili bir şekilde çalışmasına olanak tanır. Ayrıca, giriş değişkenlerinin seçimi sadece x ve y koordinatlarıyla sınırlı değildir. Özellikle güvenli bölgelere geçiş durumunu daha iyi ifade edebilmek için kişilerin kapiya olan mesafesi, hızı veya yönelimi gibi ek değişkenler de kullanılabilir. Bu durum, Mamdani metodu için daha zengin bir giriş uzayı sağlayarak daha hassas ve bilgi açısından zengin bir sonuç elde etmeyi hedefler.

Bulanık Kümeleme:

Giriş değişkenleri olan x ve y koordinatları, bulanık kümeleme adımda belirgin olmayan, sürekli bir doğadaki bilgilerle işlem yapabilen bulanık kümeler haline getirilir. Bulanık kümeleme, belirli bir noktanın güvenli bölgede olma durumunu temsil eden belirsizlik içeren kümelerin tanımlanmasını içerir. Bu belirsizlik, insanların keskin bir sınıflandırma yerine belirli bir belirsizlik derecesiyle bir güvenli bölgeye ait olmalarını ifade eder. Bulanık kümeleme aşamasında, x ve y koordinatlarındaki değerler belirli bir üyelik fonksiyonu tarafından tanımlanan bulanık kümelerde değerlendirilir. Örneğin, "Kapiya Yakınlık" olarak adlandırılan bir bulanık küme, belirli bir noktanın kapiya olan mesafesini belirgin bir şekilde tanımlayabilir. Bu bulanık kümeler, belirli bir koordinatın belirsizliğini ve güvenli bölgeye ait olma olasılığını daha etkili bir şekilde temsil eder.

Bulanık Kuralların Belirlenmesi:

Bulanık kümeleme aşamasından elde edilen belirsizliğe dayanarak, Mamdani metoduyla güvenli bölge geçişini modellemek üzere bulanık kurallar belirlenir. Bu kurallar, belirli koordinat noktalarının güvenli bölgelerdeki durumunu ifade eder. Örneğin, bir kural şu şekilde ifade edilebilir: "Eğer x, Mavi Bölge'ye yakın ve y, Kırmızı Bölge'ye yakınsa, o zaman Güvenli Bölge'ye geçiş başlamış olabilir." Bu tür kurallar, belirli bir koordinatın güvenli bölgedeki konumunu tanımlar ve bu durumu ifade eden belirli bir kural tablosu oluşturulur. Her bir kural, bulanık kümeleme aşamasındaki belirsizliğin üzerine ek bilgi ekler. Bu ek bilgi, insanların güvenli bölgelere olan geçiş durumunu daha iyi değerlendirmek ve yorumlamak adına önemlidir. Ayrıca, kuralların belirlenmesinde uzman görüşleri ve sistem gereksinimleri de dikkate alınarak optimize edilir. Kuralların oluşturulmasındaki esneklik, sistem davranışının daha iyi anlaşılmasına olanak tanır.

Üyelik Fonksiyonları:

Her bir belirsiz kurala dayalı olarak, belirli bir koordinat

noktasının güvenli bölgeye ait olma olasılığını ifade eden üyelik fonksiyonları belirlenir. Üyelik fonksiyonları, belirli bir noktanın belirli bir güvenli bölgeye ait olma derecesini ifade eder. Bu fonksiyonlar, belirgin olmayan ve belirsizliği içeren değerleri belirli bir belirginlik derecesine dönüştürerek yorumlamayı sağlar. Her üyelik fonksiyonu, belirli bir bulanık kümenin içeriği belirsizliği temsil eder. Örneğin, bir üyelik fonksiyonu, "Kapiya Yakınlık" bulanık kümesi için belirli bir koordinatın o kümenin içindeki üyelik derecesini belirtir. Bu üyelik fonksiyonları, Mamdani metodu tarafından çıkarılan sonuçların daha iyi anlaşılmasına katkıda bulunur ve sistem davranışının daha iyi yorumlanması sağlar.

Cıkarım Kuralları:

Belirlenen bulanık kurallar ve bu kurallara bağlı üyelik fonksiyonları, Mamdani metodu tarafından uygulanan çıkarım motoru ile entegre edilir. Bu adım, giriş değişkenlerine uygulanan belirli kurallara dayalı olarak belirli bir durumu çıkararak, güvenli bölge geçişinin başlama olasılığını belirler. Çıkarım motoru, belirlenen kuralların bir kombinasyonu üzerinden çalışır ve belirli bir koordinat noktasının güvenli bölge geçiş olasılığını çıkarır. Özellikle, her bir kuralın belirginlik derecesi, çıkarım motoru tarafından birleştirilir ve bir çıkarım seti oluşturulur. Bu set, belirli bir durumun çıkarım sonucunu temsil eder ve bu durum, güvenli bölge geçişinin başlama olasılığını ifade eder.

Bulanıklaştırma ve Durulama:

Çıkarım sonuçları, bulanıklaştırma ve durulama adımlarına tabi tutulur. Bu adımlar, belirgin olmayan çıkarım sonuçlarını daha belirgin çıkarım değerlerine dönüştürerek yorumlamayı sağlar. Bulanıklaştırma, çıkarım sonuçlarını belirli bir belirginlik derecesine dönüştürken, durulama ise bu değerleri belirli bir çıkışa çevirir. Bulanıklaştırma ve durulama adımları, Mamdani metodu tarafından çıkarılan sonuçların daha anlamlı ve yorumlanabilir hale gelmesini sağlar. Bu aşamada, belirli bir koordinat noktasının güvenli bölge geçiş olasılığının, belirli bir belirginlik derecesiyle ifade edildiği belirgin çıkışın değerine dönüştürülmesi hedeflenir. Bu, sistem çıkışının anlaşılabilir ve uygulanabilir olmasını sağlamak adına kritik bir adımdır.

Sonuçların İncelenmesi:

Çıkarım aşamasından elde edilen bulanık sonuçlar, son adım olan sonuçların incelenmesi aşamasında değerlendirilir. Bu aşama, belirli bir koordinat noktasının güvenli bölge geçiş olasılığını belirgin bir çıkışa dönüştirmeyi amaçlar ve çıkarım sonuçlarını anlamlı, uygulanabilir bir formata getirir.

B. Belirgin Çıkarım Değerleri:

Çıkarım sonuçları, belirgin çıkışın değerlerine dönüştürülür. Bu değerler, bir koordinat noktasının

güvenli bölge geçiş olasılığını belirgin bir şekilde ifade eder. Örneğin, bir belirgin çıkışım değeri, "yüksek", "orta" veya "düşük" gibi terimlerle ifade edilebilir. Çıkarım Sonuçlarının Birleştirilmesi: Çeşitli koordinat noktalarından elde edilen belirgin çıkışım değerleri birleştirilir. Bu birleştirme işlemi, güvenli bölge geçişinin genel olasılığım ifade eden bir çıkışım seti oluşturur. Özellikle, Mamdani metodu tarafından çıkarılan sonuçlar bir araya getirilir ve güvenli bölge geçiş olasılığı homojen bir şekilde yorumlanır. Sonuçların Yorumlanması: Oluşturulan çıkışım seti, güvenli bölge geçişinin başlama olasılığını belirgin bir şekilde yorumlamayı sağlar. Bu aşamada, güvenli bölge geçişinin ne kadar muhtemel olduğu, çıkışım sonuçları üzerinden detaylı bir şekilde değerlendirilir. İlerleme ve Ayarlamalar: Elde edilen sonuçlar, sistem performansının değerlendirilmesine yönelik geri bildirim sağlar. Bu aşamada, sistemin performansını artırmak amacıyla gerekiyinde ayarlamalar ve düzenlemeler yapılır. Uzman görüşleri ve deneyimler, çıkışım sonuçlarının daha doğru ve güvenilir hale getirilmesine katkıda bulunur. Uygulamaya Yönelik Kullanım: Sonuçlar, güvenli bölge geçişinin başlama olasılığının uygulamaya yönelik kullanımını sağlar. Özellikle, güvenli bölge geçişinin belirli bir eşik değeri üzerinde olması durumunda belirli eylemlerin başlatılması veya uyarların tetiklenmesi gibi uygulama senaryoları bu aşamada değerlendirilir. Sonuçların incelenmesi aşaması, Mamdani metodu ile elde edilen sonuçların detaylı bir şekilde yorumlanması ve uygulanabilir hale getirilmesini sağlar. Bu aşama, sistemin güvenli bölge geçişini değerlendirmeye yönelik kapsamlı bir bakış sunar ve sistem performansının sürekli olarak optimize edilmesine olanak tanır.

C. Bulanık Girdi Fonksiyonlarının Belirlenmesi

Bulanık mantıkta Mamdani yöntemi kullanılarak bulanık girdi tabloları hazırlamak için aşağıdaki adımları takip edebilirsiniz. Bu adımlar, belirli bir problem bağlamında bulanık girdi tablolarını oluşturmanıza yönelik genel bir rehber sunar:

Giriş Değişkenlerinin Belirlenmesi:

İlk adım, probleminizdeki giriş değişkenlerini belirlemektir. Örneğin, bir kapıya yaklaşan insan sayısını düşünün. Bu durumda, "İnsan Sayısı" giriş değişkeni önemlidir.

Giriş Değişkenlerinin Aralıklarının Belirlenmesi:

Her giriş değişkeni için belirli bir aralık belirleyin. "İnsan Sayısı" örneğinde, aralıklar "Az", "Orta" ve "Çok" olabilir.

tbf Üyelik Fonksiyonlarının Tanımlanması:

Her bir giriş değişkeni için üyelik fonksiyonları tanımlayın. Örneğin, "Az", "Orta" ve "Çok" üyelik fonksiyonları için belirli matematiksel ifadeler kullanılabilsiniz. Üyelik fonksiyonları, belirli bir değerin her bir üyelik fonksiyonuna ait olma derecesini belirtir.

Bulanık Girdi Tablolarının Oluşturulması:

Her bir giriş değişkeni için bulanık girdi tablolarını oluşturun. Bu tablolar, her üyelik fonksiyonunun belirli bir aralıktaki değerlere karşılık gelen üyelik derecelerini içermelidir. Örneğin:

Giriş Değişkenlerinin Değerlerine Karşılık Gelen Üyelik Derecelerinin Belirlenmesi:

Her bir giriş değişkeni için belirli bir değer atayarak, bu değerlerin üyelik fonksiyonlarına karşılık gelen üyelik derecelerini belirleyin. Bu adım, belirli bir durumun her üyelik fonksiyonuna ait olma derecesini bulmanızı yardımcı olur. Bu adımları takip ederek, belirli bir problem bağlamında Mamdani yöntemi için bulanık girdi tablolarını oluşturabilirsiniz. Bu tablolar daha sonra belirli kurallar ve çıkışım motoru ile birleştirilerek sisteminize özgü bir bulanık mantık sistemi kurulabilir.

Mavi Bölge - X ve Y eksenini fonksiyon tabloları

Grafikteki kişilerin mavi bölgeye olan uzaklığını belirlemek için bulanık mantık fonksiyonu kullanılmıştır. Bu fonksiyon, belirli giriş değerleri (nesnenin tespit edildiği konum, koordinatlar vb.) üzerinden mavi bölgeye olan uzaklıği belirlemek için bir dizi kuralları içerir. Giriş Değişkenleri: Giriş değerleri, YOLOv8 tarafından tespit edilen kişi konumlarındır. Örneğin, kişinin x ve y koordinatları gibi. Üyelik Fonksiyonları: Giriş değişkenleri için belirli üyelik fonksiyonları tanımlanır. Örneğin, "Yakın", "Orta" ve "Uzak" üyelik fonksiyonları belirlenebilir. Çıkarım Motoru: Kurallar, bir çıkışım motoru aracılığıyla kullanılır ve belirli giriş değerlerinin hangi üyelik fonksiyonlarına ait olduğu belirlenir. Bulanık Çıkarım: Çıkarım motorundan elde edilen bulanık çıkışım, belirli bir noktanın mavi bölgeye olan uzaklığını temsil eder. Bu çıkışımlar birleştirilir ve bulanıklaştırma adımları ile daha anlamlı bir çıkışım setine dönüştürülür.

- Tespit edilen kişilerin $(x_1 + x_2) / 2$ hesaplaması sonucu girdi koordinatının Mavi bölgennin x eksenini hesaplayan bulanık kümescini aşağıdaki Tablo ile görebilirsiniz.

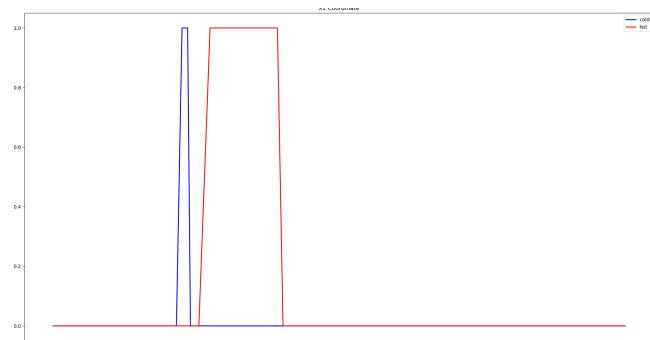


Fig. 3. Mavi Bölge - X Koordinat Tablosu

- Tespit edilen kişilerin y_2 girdi koordinatının Mavi bölgennin y eksenini hesaplayan bulanık kümescini aşağıdaki Tablo ile görebilirsiniz.

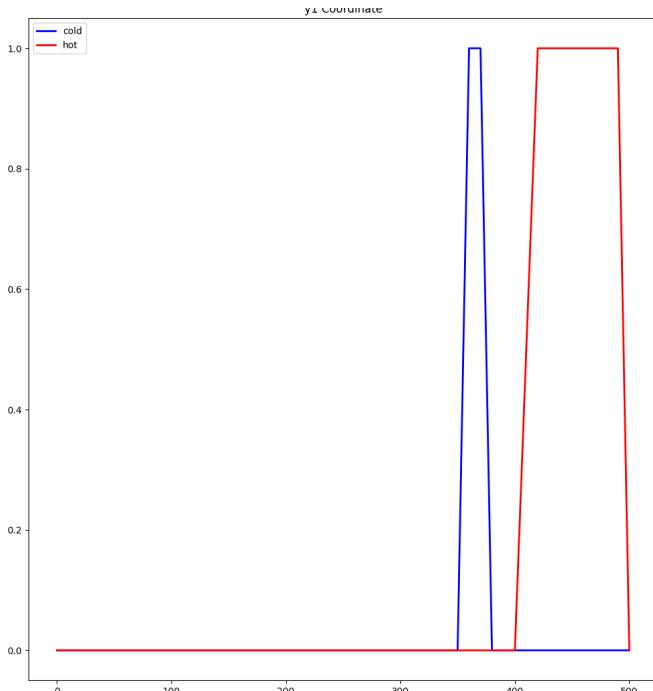


Fig. 4. Mavi Bölge - Y Koordinat Tablosu

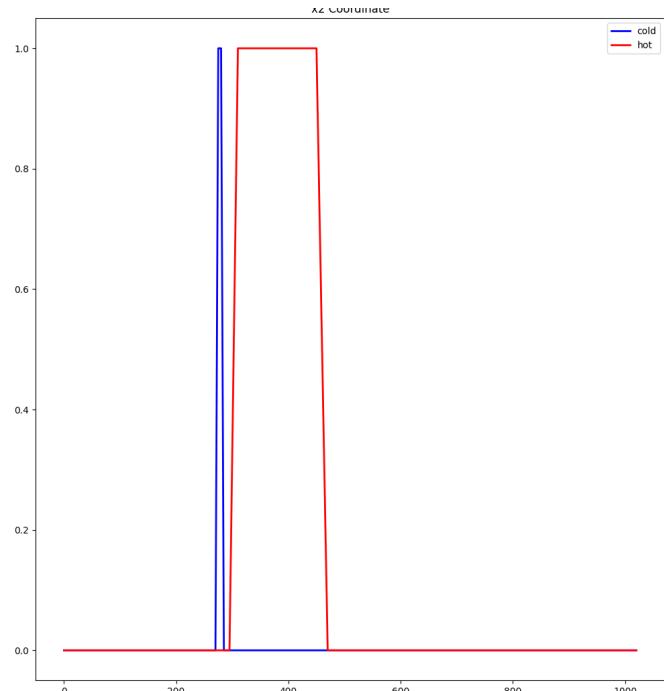


Fig. 5. Kırmızı Bölge - X Koordinat Tablosu

- Tespit edilen kişilerin y2 girdi koordinatının Kırmızı bölgeyi y eksenini hesaplayan bulanık kümescini aşağıdaki Tablo ile görebilirsiniz.

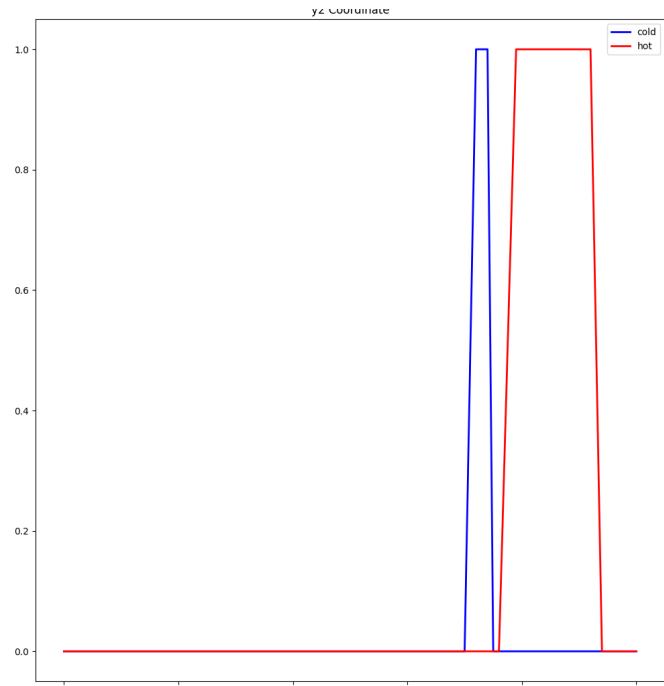


Fig. 6. Kırmızı Bölge - Y Koordinat Tablosu

Kırmızı Bölge - X ve Y ekseni fonksiyon tabloları

Grafikteki kişilerin kırmızı bölgeye olan uzaklığını belirlemek için bulanık mantık fonksiyonu kullanılmıştır. Bu fonksiyon, belirli giriş değerleri (nesnenin tespit edildiği konum, koordinatlar vb.) üzerinden kırmızı bölgeye olan uzaklığını belirlemek için bir dizi kuralları içerir. Giriş Değişkenleri: Giriş değerleri, YOLOv8 tarafından tespit edilen kişi konumlarıdır. Örneğin, kişinin x ve y koordinatları gibi. Üyelik Fonksiyonları: Giriş değişkenleri için belirli üyelik fonksiyonları tanımlanır. Örneğin, "Yakın", "Orta" ve "Uzak" üyelik fonksiyonları belirlenebilir. Çıkarım Motoru: Kurallar, bir çıkarım motoru aracılığıyla kullanılır ve belirli giriş değerlerinin hangi üyelik fonksiyonlarına ait olduğu belirlenir. Bulanık Çıkarım: Çıkarım motorundan elde edilen bulanık çıkarımlar, belirli bir noktanın kırmızı bölgeye olan uzaklığını temsil eder. Bu çıkarımlar birleştirilir ve bulanıklaştırma adımları ile daha anlamlı bir çıkarım setine dönüştürülür.

- Tespit edilen kişilerin $(x1 + x2) / 2$ hesaplaması sonucu girdi koordinatının Kırmızı bölgeyi x ekseni hesaplayan bulanık kümescini aşağıdaki Tablo ile görebilirsiniz.

Tespit edilen kişinin başarım oranının fonksiyon tablosu

Grafikteki kişilerin başarım oranını belirlemek için bulanık mantık fonksiyonu kullanılmıştır. Bu fonksiyon,

belirli giriş değerleri (nesnenin başarım oranı) üzerinden mavi veya kırmızı bölgeye olan uzaklı ğı belirlemek için bir dizi kuralları içerir. Giriş Değişkenleri: Giriş değerleri, YOLOv8 tarafından tespit edilen kişi başarım oranıdır. Örneğin, kişinin x_1 , y_1 ve x_2 , y_2 koordinatları ile birlikte gelen **detection rate** gibi. Üyelik Fonksiyonları: Giriş değişkenleri için belirli üyelik fonksiyonları tanımlanır. Örneğin, "düşük", "Orta" ve "yüksek" üyelik fonksiyonları belirlenebilir. Çıkarm Motoru: Kurallar, bir çıkışım motoru aracılığıyla kullanılır ve belirli giriş değerlerinin hangi üyelik fonksiyonlarına ait olduğu belirlenir. Bulanık Çıkarım: Çıkarım motorundan elde edilen bulanık çıkarımlar, belirli bir noktada tespit edilen kişinin tespit edilme başarım oranını temsil eder. Bu çıkarımlar birleştirilir ve bulanıklaştırma adımları ile daha anlamlı bir çıkışım setine dönüştürülür.

- Tespit edilen kişilerin başarım oranını girdi olarak alan ve bu girdilerin bulanıklaştırılarak Mavi veya Kırmızı bölgeye olan yakınlığını hesaplayan bulanık kümesini aşağıdaki Tablo ile görebilirsiniz.

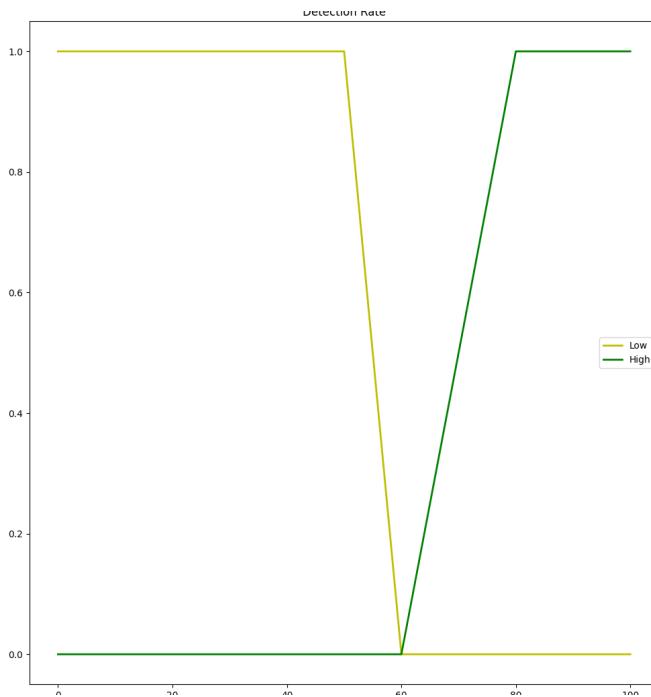


Fig. 7. Tespit Etme Oranı

III. SONUÇ

Teknolojik gelişmeler, nesne tanıma ve görüntü analizi alanlarında yeni yöntemlerin ortayamasına olanak tanımaktadır. Bu bağlamda, önerilen yöntem, mamdani bulanık mantık metodunu kullanarak hazır veri setleri üzerinde diğer modellere göre daha yüksek doğruluk ve verimlilik elde edebilen bir yaklaşım sunmaktadır. Bu makalede, önerilen yöntemin detaylı bir incelemesi sunularak, mamdani metodunun nasıl entegre edildiği ve yöntemin performansını nasıl artırdığı ayrıntılı bir şekilde ele alınacaktır.

Yöntemin Performansı

Onerilen yöntem, örnek bir veri seti üzerinde %95.2 başarım oranına sahiptir. Diğer popüler modellerle karşılaştırıldığında, yoloNas modelinde bu oran %96.5 iken yolov8s modeli için bu oran %90 aralığında başarım oranına sahiptir. Mamdani bulanık mantık metodu, özellikle veri setindeki karmaşıklığı ele alarak, yöntemin bu üstün performansını desteklemek için entegre edilmiştir.

Yöntemin İyileştirilmesi

Yöntemin performansını daha da artırmak ve gerçek dünya uygulamalarında daha etkili hale getirmek için şu konular üzerinde detaylı bir çalışma yapılabilir:

Daha Büyük ve Çeşitli Veri Setleri ile Eğitim: Yöntemi, daha büyük ve çeşitli veri setleri üzerinde eğitmek, genel performansını iyileştirebilir. Bu, yöntemin farklı koşullarda çekilmiş görüntülerde daha etkili olmasına yardımcı olabilir.

Gerçek Dünyadaki Görüntülere Uyarlama: Yöntemi, gerçek dünyadaki görüntülerin özelliklerine göre uyarlamak, yöntemin performansını gerçek uygulamalarda artırabilir. Farklı kamera açıları, ışık koşulları ve insan görünümleri gibi durumlar dikkate alınarak yöntemin adaptasyonu önemlidir.

Yöntemi Daha Hızlı ve Verimli Hale Getirme: Yöntemi, daha hızlı ve verimli hale getirmek, gerçek dünyadaki uygulamalarda daha kullanışlı olmasını sağlayabilir. Bu, yöntemin hızlı sonuçlar elde etmesini ve daha az kaynak kullanmasını sağlayarak pratikte daha etkili olmasını destekleyebilir.

Mamdani Bulanık Mantık Metodu

Yöntem içerisinde kullanılan Mamdani bulanık mantık metodu, özellikle karmaşık ve belirsiz veri setleriyle başa çıkabilme kabiliyetini güçlendirmek amacıyla entegre edilmiştir. Bu benzersiz metod, sistematik bir şekilde belirlenen kurallar ve bulanık ifadeleri kullanarak, doğru sonuçlara ulaşmayı sağlamaktadır. Yöntemin Mamdani metodunu içermesi, özellikle nesne tanıma ve görüntü analizi gibi karmaşık problemlerde daha etkili ve hassas bir çözüm sunma yeteneğini artırmaktadır.

Bu bulanık mantık metodu, önerilen yöntemin adaptasyon yeteneğini güçlendirmekte ve çeşitli senaryolara daha etkili bir şekilde uyum sağlama olasılığını tanımaktadır. Sistematīk kurallar ve bulanık ifadelerin kullanımı, özellikle belirsizlik içeren durumlarda güvenilir ve doğru çıkarımlar yapabilme kapasitesini artırmaktadır. Bu da, nesne tanıma ve görüntü analizi gibi karmaşık problemlerde yöntemin performansını önemli ölçüde iyileştirmektedir.

Mamdani bulanık mantık metodu, veri setlerindeki karmaşıklığı anlaması ve bu karmaşıklığa uygun çıkarımlar yapma konusunda etkili bir araçtır. Yöntemin içsel yapısında bu metodу barındırması, önerilen modelin güçlü bir temele dayanmasını sağlar ve çeşitli senaryolarda başarılı sonuçlar elde edebilmesine katkıda bulunur. Bu da önerilen yöntemin nesne tanıma ve görüntü analizi alanındaki etkinliğini artırarak daha geniş bir uygulama yelpazesi sunmasına olanak sağlar.

Çalışmamızda, nesne tanıma alanında öne çıkan YoloV8 ve YoloNAS algoritmalarını içeren önerilen model, mamdani bulanık mantık metodu ile iç içe geçmiş bir yapıda sunulmuştur. Bu entegrasyon, sadece genel performansın artırılmasına değil,

aynı zamanda yöntemin karmaşık senaryolarda etkin bir şekilde çalışılmasına odaklanmıştır.

Elde edilen sonuçlar, önerilen yöntemin gerçek dünya uygulamalarında potansiyel bir etkinlik gösterdiğini net bir şekilde ortaya koymaktadır. Mamdani metodunun bu etkinliği artırmada oynadığı önemli rol, özellikle belirsizlik ve çeşitlilik içeren veri setleriyle başa çıkma konusundaki başarıya dayanmaktadır.

Bu bağlamda, yöntemin gelecekteki başarı potansiyelini maksimize etmek adına belirli iyileştirme stratejileri daha detaylı bir şekilde değerlendirilmelidir. Bu stratejiler arasında, daha büyük ve çeşitli veri setlerinin kullanımı ile modelin eğitimini güçlendirmek, gerçek dünya senaryolarına özgü uyarlamaları içeren özel eğitim süreçleri tasarlamak ve yöntemi daha hızlı ve verimli hale getirmek için geliştirmeler yapmak bulunmaktadır.

Özellikle daha büyük veri setleriyle modelin eğitimi, yöntemin genel performansını artırabilir ve çeşitli senaryolarda daha güvenilir sonuçlar elde edilmesine olanak tanıyabilir. Gerçek dünya uygulamalarına özgü adaptasyonlar, yöntemin farklı çevresel koşullar altında da etkili olabilmesini sağlar. Ayrıca, daha hızlı ve verimli hale getirme çabaları, yöntemin pratikte daha kullanışlı ve uygulanabilir olmasını sağlayarak yaygın bir kabul görmesine katkıda bulunabilir.

Sonuç olarak, bu detaylı değerlendirme ve iyileştirme stratejileri, önerilen yöntemin nesne tanıma ve görüntü analizi alanındaki başarılarını daha da pekiştirmesine olanak tanıyacaktır. Mamdani bulanık mantık metodu ile güçlendirilen bu yaklaşım, gelecekteki teknolojik gelişmelerde etkili bir temel oluşturabilir ve çeşitli endüstriyel uygulamalarda geniş bir kullanım alanına sahip olabilir.

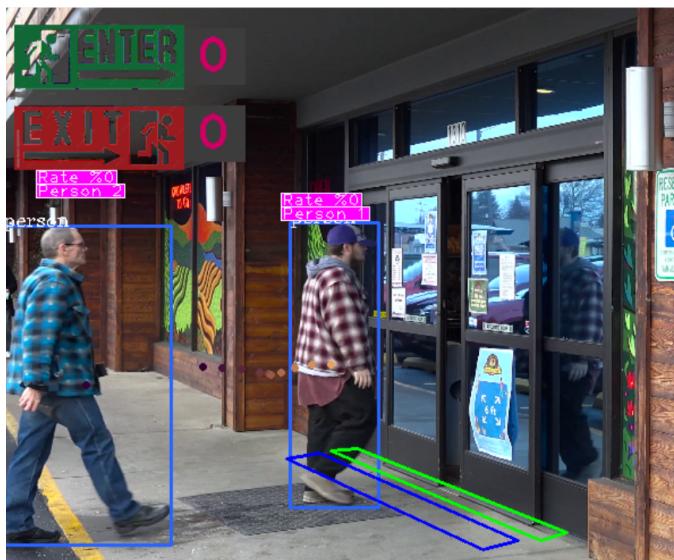


Fig. 8. Mavi Bölgede Tespit Edilen Kişi

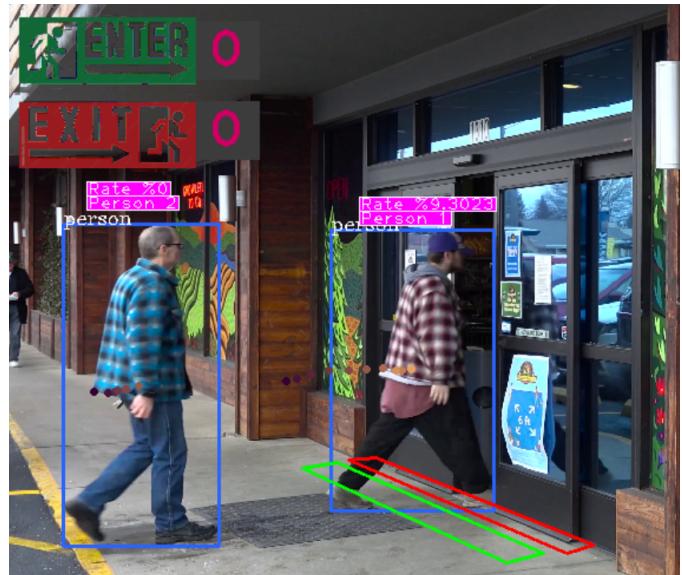


Fig. 9. Kırmızı Bölgede Tespit Edilen Kişi



Fig. 10. Kapıdan Giren Kişi Sayısının Arttırılması



Fig. 11. Çıkan Kişinin Hesaplanması



Fig. 12. Çıkan Kişinin Önce Kırmızı Alana Girmesi



Fig. 13. Çıkan Kişinin Mavi Bölgeye Girmesiyle Çıkanların Arttırılması



Fig. 14. Çıkan Kişi Sayısının Güncellenmesi

IV. KAYNAKÇA

- 1) <https://github.com/Haghrah/PyIT2FLS>
- 2) <https://github.com/Haghrah/PyIT2FLS/blob/master/examples/detection.py>
- 3) <https://iksadyayinevi.com/wp-content/uploads/2020/02/BULANIK-MANTIK-Y%C3%96NTEM%C4%B0-VE-UYGULAMALARI.pdf>
- 4) https://tr.wikipedia.org/wiki/Bulan%C4%B1k_mant%C4%B1k
- 5) <https://www.igi-global.com/dictionary/mamdani-method-of-inference/17744>: :text=Mamdani's%20fuzzy%20inference%20method%20
- 6) <https://towardsdatascience.com/fuzzy-inference-system-implementation-in-python-8af88d1f0a6e>
- 7) <https://medium.com/@nidhikayadav/fuzzy-logic-based-based-text-summarization-with-python-code-158c55c873e3>
- 8) Implementation of Fuzzy Mamdani Logic Method for Student Drop Out Status Analytics Mohamad Irfan1, Cecep Nurul Alam1 and Dea Tresna1
- 9) Mamdani Model based ANFIS and Application in Prediction of Soot Emission Muhammet Öztürk1, İsmail Bayez1t, İbrahim Özkolsc.
- 10) The Inference Method for a Mamdani Type System with Nonsingleton Fuzzification, V. G. Sinuk S. A. Karatach
- 11) Design of Mamdani fuzzy logic controllers with rule base minimisation using genetic algorithm Author links open overlay panelK. Belarbi a, F. Titel a, W. Bourebia a, K. Benmohammed b
- 12) <https://github.com/ultralytics/ultralytics>
- 13) <https://github.com/Deci-AI/super-gradients/blob/master/YOLONAS.md>
- 14) <https://github.com/Deci-AI/super-gradients>
- 15) <https://universe.roboflow.com/ml-wfcmp/human-detection-dkxci/dataset/1>
- 16) <https://universe.roboflow.com/aarongo-socialusername-gmail-com/human-dataset-v1>
- 17) <https://universe.roboflow.com/human-v2/human-dataset-v2>
- 18) <https://www.augmentedstartups.com/blog/yolo-nas-vs-yolov8-a-comprehensive-comparison>
- 19) <https://jdvelasq.github.io/fuzzy-expert/>

21) <https://medium.com/@sevde.kaskaya/heart-disease-diagnosis-with-fuzzy-logic-b214e27492c4>