

KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ
MÜHENDİSLİK FAKÜLTESİ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ

BİTİRME TEZİ

MAKİNE ÖĞRENMESİ TABANLI ÖZGEÇMİŞ DEĞERLENDİRMESİ

ALPEREN ÜNLÜ & KAAAN KALAYCI

KOCAELİ 2023

KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ
MÜHENDİSLİK FAKÜLTESİ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ

BİTİRME TEZİ

MAKİNE ÖĞRENMESİ TABANLI ÖZGEÇMİŞ DEĞERLENDİRMESİ

ALPEREN ÜNLÜ & KAAAN KALAYCI

Prof.Dr. Kerem KÜÇÜK
Danışman, Kocaeli Üniv.

.....

Tezin Savunulduğu Tarih: 26.05.2023

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR

Bu tez çalışması, makine öğrenmesi teknikleri kullanılarak gerçekleştirilen bir özgeçmiş değerlendirme sistemini anlatmak amacıyla gerçekleştirilmiştir.

Tez çalışmamızda desteğini esirgemeyen, çalışmalarımıza yön veren, bize güvenen ve yüreklendiren danışmanımız sayın Prof.Dr. Kerem KÜÇÜK’e sonsuz teşekkürlerimizi sunarız.

Tez çalışmamızın tüm aşamalarında bilgi ve destekleriyle katkıda bulunan Çiloğlu Gıda A.Ş. çalışanları sayın Murat AÇIKGÖZ ve Feyza KAMBER’e teşekkür ediyoruz.

Hayatımız boyunca bize güç veren en büyük destekçilerimiz, her aşamada sıkıntılarımızı ve mutluluklarımızı paylaşan sevgili ailelerimize teşekkürlerimizi sunarız.

Mayıs – 2023

Alperen ÜNLÜ & Kaan KALAYCI

Bu dokümandaki tüm bilgiler, etik ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilip sunulmuştur. Ayrıca yine bu kurallar çerçevesinde kendime ait olmayan ve kendimin üretmediği ve başka kaynaklardan elde edilen bilgiler ve materyaller (text, resim, şekil, tablo vb.) gerekli şekilde referans edilmiş ve dokümanda belirtilmiştir.

Öğrenci No: 190201061

Adı Soyadı: Alperen ÜNLÜ

İmza:.....

Öğrenci No: 190201089

Adı Soyadı: Kaan KALAYCI

İmza:.....

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR	i
İÇİNDEKİLER	iii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	iv
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	v
ÖZET.....	vi
ABSTRACT.....	vii
GİRİŞ	1
1. ÖZGEÇMİŞ DEĞERLENDİRMESİ	3
1.1. Özgeçmiş Değerlendirmesi Nedir?	3
1.2. Özgeçmiş Değerlendirmesi Nasıl Yapılır?	4
1.3. Özgeçmiş Değerlendirmesinin Önemi	7
1.4. Özgeçmiş Değerlendirmesinde Yapay Zeka Kullanımı	8
2. ÖZGEÇMİŞ DEĞERLENDİRMESİNDE DOĞAL DİL İŞLEME.....	12
2.1. Varlık İsmi Tanıma	12
2.2. Anahtar Kelime Çıkarımı.....	14
2.3. Doküman Benzerliklerinin Hesaplanması	16
3. UYGULAMANIN GENEL YAPISI.....	19
4. SINIFLANDIRMADA KULLANILAN TEKNİKLER	23
4.1. Nearest Neighbours.....	23
4.2. SGDOneClassSVM.....	24
4.3. KMeans Clustering	24
4.4. Kernel Density Estimation	25
5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	27
KAYNAKLAR	29
EKLER.....	30
ÖZGEÇMİŞ	31

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1.	Yapay Zeka Destekli Özgeçmiş Değerlendirmenin Yararları.....	9
Şekil 2.1.	Otomatik Kelime Çıkarımı Sınıflandırması	14
Şekil 2.2.	Doküman Benzerliği Yöntemlerinin Sınıflandırılması	16
Şekil 3.1.	Uygulamanın kullanıcı girişi yapılmış halindeki arayüzü.....	19
Şekil 3.2.	Muhasebeci için değerlendirme yapıldığında sonuç ekranı	22
Şekil 4.1.	Rakamlar veri setine KMeans Clustering uygulanmasının görselleştirilmesi	25
Şekil 4.2.	Kernel Density ile oluşturulan bir üretici model	26

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Kısaltmalar

AI	: Artificial Intelligence (Yapay Zeka)
NLP	: Natural Language Processing (Doğal Dil İşleme)
OCR	: Optical Character Recognition(Optik Karakter Tanıma)
NER	: Named Entity Recognition(Varlık İsmi Tanıma)
TF-IDF	: Term Frequency-Inverse Document Frequency(Terim Frekansı-Ters Belge Frekansı)
API	: Application Programming Interface (Uygulama Programlama Arabirimi)
SVM	: Support Vector Machine (Destek Vektör Makinesi)

MAKİNE ÖĞRENMESİ TABANLI ÖZGEÇMİŞ DEĞERLENDİRMESİ

ÖZET

Bu çalışmanın amacı, makine öğrenmesi tabanlı bir özgeçmiş değerlendirme uygulaması geliştirmek ve geliştirilen uygulamanın işleyişi ile uygulamadan alınan sonuçlardan bahsetmektir.

Öncelikle, bir özgeçmiş değerlendirme uygulaması oluşturmak için özgeçmiş değerlendirme süreci ve bu süreci yapay zeka teknolojilerinin nasıl etkilediği incelenmelidir. İlk bölümde özgeçmiş değerlendirmesinin tanımı, özgeçmiş değerlendirme sürecinin nasıl gerçekleştiği, bu sürecin önemi ve yapay zeka teknolojilerinin özgeçmiş değerlendirme sistemlerine faydaları anlatılmıştır.

İkinci bölümde özgeçmiş değerlendirme sistemlerinde kullanılabilen doğal dil işleme yöntemleri ve bu teknolojilerin özgeçmiş değerlendirme sistemlerine nasıl fayda sağladığından bahsedilmiştir.

Üçüncü bölümde geliştirilen prototip uygulamanın özelliklerinden, bu özelliklerin işleyişi ve işleyişte kullanılan yöntemlerden bahsedilmiştir.

Dördüncü bölümde özgeçmiş değerlendirme sürecinde denenmiş farklı sınıflandırma algoritmalarının işleyişi ve özelliklerinden bahsedilmiştir.

Sonuç kısmında geliştirilen uygulamada kullanılan farklı yöntemlerin uygulamanın işleyişi nasıl etkilediğinden ve araştırmada bulunan diğer yöntemlerin sürece eklenmesiyle nasıl daha iyi sonuçlar alınabileceğinden bahsedilmiştir. Ayrıca prototip uygulamaya eklenebilecek çeşitli özelliklerden ve bu özelliklerin nasıl faydaları olabileceğinden bahsedilmiştir. Uygulamanın işleyişini iyileştirmek için öneriler sunulmuştur.

Anahtar kelimeler: Özgeçmiş Değerlendirmesi, Makine Öğrenmesi, Yapay Zekâ, Doğal Dil İşleme, Sınıflandırma.

MACHINE LEARNING BASED RESUME EVALUATION

ABSTRACT

The purpose of this study is to develop a machine learning based resume evaluation application and to explain the process of the application and the results obtained from the application.

Firstly, to develop a resume evaluation application, the resume evaluation process and how artificial intelligence technologies impact this process should be examined. In the first section, the definition of resume evaluation, how the resume evaluation process is carried out, the importance of this process, and the benefits of artificial intelligence technologies to resume evaluation systems are explained.

In the second section, the natural language processing methods that can be used in resume evaluation systems and how these technologies benefit resume evaluation systems are discussed.

The third section covers the features of the developed prototype application, the functioning of these features, and the methods used in the functioning.

In the fourth section, the functioning and characteristics of different classification algorithms tested in the resume evaluation process are discussed.

In the conclusion section, it is discussed how the different methods used in the developed application affect the functioning of the application and how better results can be achieved by adding other methods found in the research to the process. Additionally, various features that can be added to the prototype application and their potential benefits are mentioned. Recommendations are provided to improve the functioning of the application.

Keywords: Resume Evaluation, Machine Learning, Artificial Intelligence, Natural Language Processing, Classification.

GİRİŞ

Günümüzde iş arama süreci, hem işverenler hem de iş arayanlar için büyük bir zorluk oluşturmaktadır. İşverenler, pozisyonlarını doldurmak için birçok başvuruyu elden geçirmek ve adaylar arasından en uygun olanları seçmek için yoğun çaba sarf etmek zorundadır. Diğer yandan, iş arayanlar ise özgeçmişlerini etkili bir şekilde sunarak öne çıkmak ve aranan niteliklere uygun olduklarını kanıtlamak için çaba sarf etmektedir. Bu süreçte, geleneksel yöntemlerin sınırlamaları ve zaman alıcılığı nedeniyle, makine öğrenmesi tabanlı özgeçmiş değerlendirme önemli bir araştırma konusu haline gelmiştir.

Özgeçmiş değerlendirme, işverenlerin adayları değerlendirirken kullandığı temel yöntemdir. Ancak, bu süreç geleneksel yöntemlerle oldukça zaman alıcı ve subjektif olabilir. İşverenlerin, genellikle yüzlerce hatta binlerce özgeçmişini incelemesi gerekmektedir ve bu süreçte nitelikli adayları seçmek zor olabilmektedir. Ayrıca, insan hatalarına dayanan değerlendirme süreci, objektifliği azaltabilir ve adayların gerçek potansiyellerinin tam olarak fark edilmemesine yol açabilir. İş arayanlar açısından ise, başvurularının göze çarpması ve mülakat aşamasına davet edilmesi için özgeçmişlerini etkileyici bir şekilde sunmaları gerekmektedir. Ancak, bu, özgeçmiş hazırlama sürecinde belirli bir özgeçmiş formatına veya kelime seçimine bağlı kalmayı gerektirebilir ve adayların gerçek yeteneklerini ve deneyimlerini yansıtmalarını zorlaştırabilir.

Bu nedenle, makine öğrenmesi tabanlı özgeçmiş değerlendirme, bu süreçteki sınırlamaları aşma potansiyeline sahip yenilikçi bir yaklaşımdır. Makine öğrenmesi algoritmaları, büyük miktardaki özgeçmiş verilerini analiz ederek adayların yeteneklerini, deneyimlerini ve uygunluklarını objektif bir şekilde değerlendirebilir. Bu algoritmalar, özgeçmişlerdeki anahtar kelime eşleştirmesi, beceri düzeyi değerlendirmesi, iş deneyimi süresi analizi gibi çeşitli değerlendirme yöntemlerini kullanabilir. Ayrıca, doğal dil işleme ve derin öğrenme teknikleri sayesinde, özgeçmişlerin daha kapsamlı bir şekilde analiz edilmesi ve adayların gizli

yeteneklerini ve potansiyellerini ortaya ıkarmak iin metin ierięi ve yapısal zellikler zerinde alıřabilirler.

Bu tez, makine ęrenmesi tabanlı zgemiř deęerlendirmesi alanında yapılan arařtırmaları derinlemesine incelemek ve bir zgemiř deęerlendirme sistemi geliřtirmek amacıyla yapılmaktadır. Bu sistem, iřverenlerin verimlilięini artırmak ve iř arayanların daha doęru bir řekilde deęerlendirilmelerini saęlamak amacıyla tasarlanmaktadır. Geleneksel deęerlendirme yntemlerine kıyasla, makine ęrenmesi tabanlı bir sistem, adayların yeteneklerini, deneyimlerini ve uygunluklarını objektif bir řekilde deęerlendirebilir. Ayrıca, byk veri setleri zerinde eęitilen bu sistemler, daha kapsamlı ve hızlı bir deęerlendirme sreci sunabilir.

Bu tez, iřverenlerin ve iř arayanların iř bulma srecinde karřılařtıkları sorunları zmeye yardımcı olabilecek yeniliki bir yaklařım sunmayı hedeflemektedir. Makine ęrenmesi tabanlı zgemiř deęerlendirme sistemleri, objektiflik, hızlı analiz ve doęruluk gibi avantajlarıyla iř dnyasında byk potansiyele sahiptir. Bu alıřma, iřverenlerin daha nitelikli adayları semelerini saęlamak ve iř arayanların yeteneklerini daha doęru bir řekilde sergileyebilmelerine yardımcı olmak iin nemli bir adım olabilir.

1. ÖZGEÇMİŞ DEĞERLENDİRMESİ

Bir insan kaynakları yönetim sistemi oluşturulmadan önce, bu sistemin temeli olan insan kaynakları ve insan kaynakları yönetimi kavramlarının kapsamı tam olarak bilinmelidir. Bu bölümde ilk olarak bu kavramların gerekli tanımları yapılacaktır.

1.1. Özgeçmiş Değerlendirmesi Nedir?

Özgeçmiş taraması, işe alım sürecinin önemli bir aşamasıdır ve adayların başvurularının hızlı ve etkin bir şekilde değerlendirilmesini sağlar. Bu süreçte, her bir özgeçmiş ayrıntılı olarak incelemek yerine belirli aranan kriterlere odaklanılır. İşe alım uzmanları, pozisyon için gerekli olan nitelikleri belirleyerek, adayların bu niteliklere sahip olup olmadığını kontrol eder. Bu sayede, aranan niteliklere uymayan adayları elemek ve sadece uygun adaylara odaklanmak mümkün olur.

Özgeçmişlerin taranması, bir işe alım sürecinde zaman ve kaynak tasarrufu sağlar. İşe alım uzmanları, birçok başvuru arasından en uygun adayları seçmek için manuel olarak özgeçmişleri incelemek yerine, yazılım tabanlı bir tarama aracı kullanabilir. Bu tarama aracı, önceden belirlenmiş kriterlere göre özgeçmişleri tarar ve uygun adayları belirler. Böylece, işe alım uzmanları daha fazla zaman kazanır ve daha hızlı bir şekilde en nitelikli adaylara odaklanabilir.

Özgeçmiş taraması aynı zamanda objektif bir değerlendirme süreci sunar. Kriterlere dayalı olarak yapılan tarama, kişisel önyargıları ortadan kaldırır ve adil bir değerlendirme yapmayı sağlar. Adayların deneyimleri, yetkinlikleri ve başarıları objektif bir şekilde değerlendirilir ve işe alım sürecinde adil bir rekabet ortamı oluşur.

Sonuç olarak, özgeçmiş taraması işe alım sürecinin önemli bir adımıdır ve birçok avantajı vardır. Bu süreç, uygun adayları seçmek için zaman ve kaynak tasarrufu sağlar, objektif bir değerlendirme sunar ve en nitelikli adaylara odaklanmayı sağlar. İşe alım uzmanları için etkin bir araç olan özgeçmiş taraması, işe alım sürecini daha verimli ve başarılı hale getirir.

1.2. Özgeçmiş Değerlendirmesi Nasıl Yapılır?

Özgeçmişleri istenilen kriterlere göre tarayarak yapılan işe alım sürecini kolaylaştırılabilir. Özgeçmiş tarama işlemi genel olarak dört adıma bölünür:

1.2.1. İstenilen niteliklere sahip özgeçmişleri seçmek

Özgeçmişleri değerlendirirken, işe alım yöneticisi, iş tanımının yanı sıra belirlenen hedefleri, beklentileri ve gereksinimleri dikkate almalıdır. İlgili niteliklere sahip bir çalışanı bulmak için aşağıdaki faktörleri göz önünde bulundurabilir:

Deneyim ve yetenekler: İşe alım yöneticisi, adayların iş deneyimlerini ve bu deneyimlerin işe alınacak pozisyonla uyumunu değerlendirmelidir. Özgeçmişlerdeki geçmiş iş deneyimleri, adayların ne kadar süreyle çalıştığı, hangi sorumlulukları üstlendiği, hangi projelerde yer aldığı ve elde ettiği başarılar gibi önemli bilgileri içermelidir. İstenen pozisyonda gereken becerileri ve yetenekleri taşıyan adaylar öncelikli olarak seçilmelidir.

Eğitim ve sertifikasyonlar: Adayların eğitim geçmişi de önemli bir değerlendirme kriteridir. İşe alım yöneticisi, özgeçmişlerde adayların mezun oldukları okulları, derecelerini veya sertifikalarını kontrol etmelidir. İşe alınacak pozisyon için gereken özel eğitimlere, lisansüstü çalışmalara veya endüstri sertifikalarına sahip adaylar tercih edilebilir.

İletişim becerileri: İşe alım sürecinde, adayların iletişim becerileri ve yazılı veya sözlü iletişim yetenekleri değerlendirilmelidir. İşe alım yöneticisi, özgeçmişteki iletişim becerilerini anlamak için adayların yazım ve ifade kalitesini, özgeçmişlerindeki projeleri ve başarı hikayelerini değerlendirebilir. İletişim yetenekleri, işyerinde etkili bir iletişim kurma ve takım çalışması yapabilme becerisi için kritik öneme sahiptir.

Uyum ve kültürel değerler: İşe alım yöneticisi, adayların işyeri kültürüne uyum sağlama potansiyelini de değerlendirmelidir. Bu, adayların değerlerini, çalışma tarzlarını ve şirketin misyon ve vizyonu ile uyumunu gözlemlemeyi içerir. Özgeçmişlerdeki referanslar veya ek bilgiler, adayların daha önceki çalışma ortamlarında nasıl bir etki yarattıklarını ve takım uyumuyla ilgili deneyimlerini açığa çıkarabilir.

Proje ve başarılar: Adayların özgeçmişlerinde yer alan projeler, ödüller veya başarılar da değerlendirme sürecinde önemlidir. Bu tür belirtiler, adayların geçmişteki performansını ve potansiyelini yansıtabilir. İşe alım yöneticisi, adayların özgeçmişlerindeki projeleri, başarıları ve katkıları değerlendirerek işe alınacak adayın başarı odaklı bir yaklaşıma sahip olup olmadığını belirleyebilir.

Özetlemek gerekirse, işe alım yöneticisi, belirlenen hedeflere ve iş tanımına en uygun adayı seçmek için özgeçmişleri kapsamlı bir şekilde değerlendirmelidir. Deneyim, eğitim, iletişim becerileri, kültürel uyum ve önceki projeler veya başarılar gibi faktörler dikkate alınarak, istenilen niteliklere en uygun adayları seçmek mümkün olacaktır.

1.2.2. Gerekli becerileri listeleyen özgeçmişlere bakmak

İşe alım yöneticileri ve uzmanları, sadece dereceler, sertifikalar ve deneyimler gibi somut kriterlere odaklanmazlar. Bunlar sadece bir adayın değerlendirilmesindeki önemli faktörlerden birkaçıdır. İşe alım sürecinde, adayların iş için gerekli becerilere sahip olması genellikle en az derecede önemlidir. Bu beceriler, sert beceriler olarak adlandırılan işle ilgili belirli yeteneklerin yanı sıra iletişim, liderlik, takım çalışması gibi yumuşak becerileri de içerebilir.

Örneğin, bir cankurtaran pozisyonu için sert bir beceri, CPR (kalp masajı) yapabilme yeteneğidir. Bu tür belirli sert beceriler, adayın işi yerine getirme kapasitesini doğrudan etkileyebilir. Bununla birlikte, cankurtaran için görev sırasında dikkat gerektiren ayrıntılara odaklanma gibi yumuşak beceriler de önemlidir.

Bazı durumlarda, yumuşak beceriler, bir işin gereklilikleri olmasa bile adayların çekiciliklerini artırabilir. Bir adayın, sadece belirli becerilere sahip olmaları nedeniyle değil, aynı zamanda pozisyon hakkında bilgi sahibi oldukları için bu becerilerin bir varlık olduğunu fark etmeleri, daha cazip bir aday haline gelmelerini sağlar. Bununla birlikte, bir adayın eğitim derecelerini veya iş deneyimlerini özgeçmişlerinde belirtmeyi unutmaması olasıdır. Bu durumda, adayın sahip olduğu ilgili becerilerin tamamını listeleyemeyebilirler. Bu nedenle, becerileri değerlendirirken daha esnek bir yaklaşım benimsenmesi önemlidir.

Sonuç olarak, işe alım sürecinde adayları değerlendirirken, işe özgü becerilerin yanı sıra iletişim, liderlik ve diğer yumuşak becerileri de göz önünde bulundurmak önemlidir. Bu daha kapsamlı bir yaklaşım, adayların gerçek potansiyelini ve uyumunu daha iyi değerlendirmeye yardımcı olabilir.

1.2.3. Adayların uygun pozisyona özelleştirdiği özgeçmişlere öncelik vermek

Adaylar, özgeçmişlerini işe uygun hale getirdiklerinde, pozisyon ve organizasyon hakkında araştırma yaptıklarını gösterirler. Bu tür bir aday, sadece ayrıntılara dikkat etmekle kalmaz, aynı zamanda işi almak için güçlü bir isteğe sahiptir çünkü başvurusu için özgün bir özgeçmiş oluşturmak için zaman ayırmışlardır. Özelleştirilmiş özgeçmişler, iş ilanında belirtilen becerileri içeren yetenekleri listeleterek, işle ilgili önemli başarıları tartışarak ve mevcut işle benzer sorumlulukları içeren bir iş geçmişi sunarak dikkat çeker.

Bununla birlikte, adayların özelleştirmedikleri özgeçmişlerinde de dikkate alınabilecek bazı nitelikler vardır. Bazı durumlarda, adaylar aynı özgeçmişle farklı işlere başvururlar ve iş tanımında listelenenlerle uyuşmayan becerileri listelediklerini anlamak mümkün olabilir. Genel bir özgeçmiş, işle veya organizasyonla ilgisi olmayan deneyimleri veya becerileri içerebilir. Ayrıca, iş geçmişi bölümü aşırı uzun olabilir veya güncelliğini yitirmiş veya mevcut pozisyonla ilgisi olmayan rolleri listeleyebilir.

Özgeçmişlerini özelleştirmeyen adaylar için, işe alım yöneticileri ve uzmanları, adayın diğer önemli niteliklerini, genel yeteneklerini, eğitim düzeyini ve iş dışı deneyimlerini değerlendirebilir. Bu durumda, adayın iletişim becerileri, liderlik potansiyeli, takım çalışmasına yatkınlığı ve diğer yumuşak becerileri dikkate alınabilir. Adayın kişilik özellikleri, hedeflere ulaşma motivasyonu ve adaptasyon becerisi gibi faktörler de göz önünde bulundurulabilir.

Sonuç olarak, adaylar işe uygun bir özgeçmiş hazırladıklarında, işe alım yöneticileri ve uzmanları tarafından dikkate alınma şanslarını artırır. Özelleştirilmiş özgeçmişler, adayların işe alımda öne çıkmalarına yardımcı olurken, genel özgeçmişlerde dikkate alınabilecek diğer nitelikler ve beceriler de bulunabilir. İşe alım

sürecinde, adayların tüm nitelikleri ve yetenekleri değerlendirilerek en uygun adayın seçilmesi amaçlanır.

1.2.4. Adayların bilgilerini kontrol etmek

Aday listesini daralttıktan sonra, geriye kalan adayların bilgilerinin doğruluğunu kontrol etmek işe alım sürecinde önemli bir adımdır. Bu aşamada, işe alım yöneticileri adayların özgeçmişinde veya ön yazısında belirttiği referanslarla iletişim kurarak referans kontrolü yapabilirler. Referans kontrolü, adayın daha önceki veya mevcut işverenleriyle, yöneticileriyle veya diğer kişilerle iletişim kurarak aday hakkında geri bildirim almayı içerir.

Referanslarla iletişim kurarken, işe alım yöneticisi adayın sağladığı bilgilerin doğruluğunu teyit etmek için sorular sorar. Bu sorular, adayın çalışma performansı, yetenekleri, iş ahlakı, takım çalışması ve liderlik yetenekleri gibi belirli özellikler hakkında bilgi edinmeyi amaçlar. Referanslar, adayın işyerinde nasıl bir izlenim bıraktığını, proaktif olup olmadığını, problem çözme becerilerini ve işle ilgili diğer önemli yönlerini değerlendirmede yardımcı olabilir.

Referans kontrolü, adayların sunduğu bilgilerin gerçekliğini ve doğruluğunu doğrulamak için önemlidir. Adayın özgeçmişinde veya mülakatlarında belirtilen deneyimlerin ve başarıların gerçekliğini doğrulamak, adayın iş geçmişi hakkında daha fazla bilgi edinmek ve adayın uygunluğunu değerlendirmek için önemli bir araçtır.

Sonuç olarak, referans kontrolü adayların geçmiş performansını ve yeteneklerini doğrulamak için önemli bir adımdır. İşe alım yöneticileri, referanslarla iletişim kurarak aday hakkında daha fazla bilgi edinir ve doğrulama yapar. Bu süreç, işe alım kararının doğru ve bilinçli bir şekilde yapılmasına yardımcı olur ve uygun adayın seçilmesini sağlar.

1.3. Özgeçmiş Değerlendirmesinin Önemi

Organizasyonlar genellikle bir pozisyon için çok sayıda başvuru alır. Bu durumda, işe alım süreci, zaman ve çaba gerektirebilen bir süreç haline gelir, özellikle tek bir işe alım uzmanının veya yetkilinin bu süreçten sorumlu olduğu durumlarda. Bu nedenle, özgeçmişlerin taranması önemli bir adımdır. Özgeçmişlerin taranması, işe alım

uzmanlarına adayların deneyimini, niteliklerini ve becerilerini hızla değerlendirme ve iş ve şirket kültürüyle uyumlarını belirleme imkanı sağlar.

Özgeçmişlerin taranması aynı zamanda işe alım yöneticilerine ve uzmanlara, çalışma yerleri için en iyi adayları seçmelerine yardımcı olur. Bu süreçte, işe alım yöneticileri, belirli bir pozisyon için en önemli kriterlere odaklanarak, belirli bir çalışma ortamında en uygun adayı seçebilirler. Özgeçmişlerin taranması, işe alım uzmanlarına da yardımcı olur. İlanı gözden geçirerek, aradıkları becerilere ve deneyime sahip adaylardan ne kadar başvuru aldıklarını değerlendirebilirler. Eğer bekledikleri becerilere sahip adaylardan çok az veya hiç başvuru almıyorlarsa, işe alım uzmanları beklentilerini veya sunulan maaşı gözden geçirmeyi düşünebilirler.

Özgeçmişleri taranması ayrıca, işe alım sürecini daha verimli hale getirmek için teknolojinin kullanılmasını da sağlar. İşe alım yazılımları veya uygulamaları, özgeçmişleri otomatik olarak tarayarak uygun adayları belirlemeye yardımcı olabilir. Bu sayede, işe alım uzmanlarının ve yöneticilerin zamanlarını daha etkin bir şekilde kullanmaları ve işe alım sürecini hızlandırmaları mümkün olur.

Özetlemek gerekirse, özgeçmişlerin taranması işe alım sürecinde önemli bir adımdır. Bu süreç, işe alım uzmanlarına adayları hızlı bir şekilde değerlendirme ve en uygun adayları seçme imkanı sağlar. Aynı zamanda, işe alım yöneticilerine ve uzmanlara iş ilanının etkinliğini ve bekledikleri başvuruları değerlendirme fırsatı sunar. Özgeçmişleri tarayarak, işe alım süreci daha verimli hale getirilebilir ve en iyi adayları işe alma şansı artırılabilir[1].

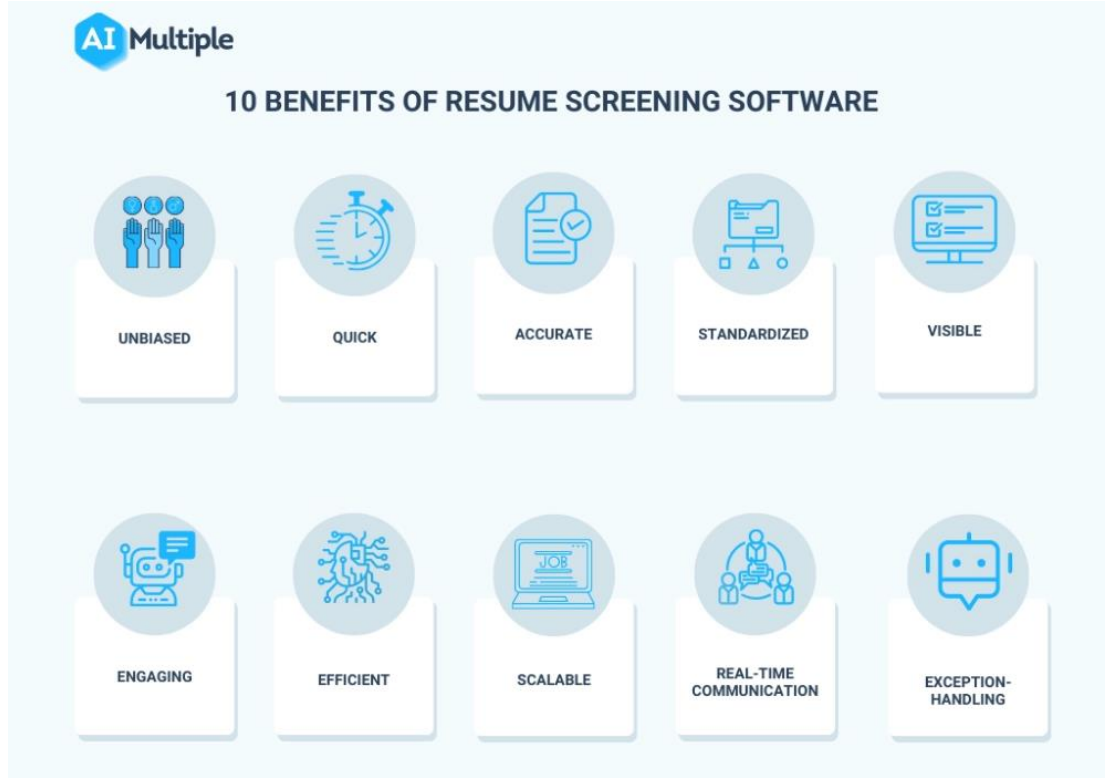
1.4. Özgeçmiş Değerlendirmesinde Yapay Zeka Kullanımı

AI özgeçmiş taraması, İş Zekâsı (Artificial Intelligence - AI) algoritmalarının özgeçmişleri analiz etmek ve çalışma deneyimi, eğitim ve beceriler gibi önemli bilgileri çıkarmak için kullanıldığı bir süreçtir. Bu sayede iş adaylarının iş gereksinimleriyle eşleştirilmesi sağlanır.

Tarama sürecini otomatikleştirerek, işe alım yöneticileri daha fazla sayıda özgeçmiş hızlı bir şekilde değerlendirebilir. Tarama yazılımındaki AI destekli araçlar, Doğal Dil İşleme (Natural Language Processing - NLP) ve Makine Öğrenimi (Machine Learning

- ML) tekniklerini kullanarak özgeçmişleri tarar ve adayların yapılandırılmış bir profilini oluşturur. Ardından, verileri iş kurallarına göre kontrol ederek adayın iş uygunluğunu belirler.

Özgeçmiş değerlendirme sürecinde yapay zeka teknolojilerinin kullanılmasının bazı faydaları aşağıdaki gibidir:



Şekil 1.1. Yapay Zeka Destekli Özgeçmiş Değerlendirmenin Yararları [2]

Önyargısızlık: AI tabanlı özgeçmiş taraması, özgeçmiş incelemesinde bilinçaltı önyargıları ortadan kaldırarak, tüm adayların adil ve objektif bir değerlendirmeye tabi tutulmasını sağlar. Örneğin, yazılım bir özgeçmiş değerlendirenken adayın adını ve cinsiyetini gizler ve onlara "Aday #1, 2, 3, vb." şeklinde atıfta bulunur. Adayın milliyeti ve ırkı da gizlenebilir. Belirli bir pozisyonun belirli bir cinsiyet veya milliyet gerektirdiği durumlar dışında, botlar gereksiz özellikleri gizleyerek tüm başvuru sahiplerine eşit bir fırsat sağlayarak işe alım sürecini daha adil hale getirebilir. Ancak, AI önyargısı hala bir sorun olup, işe alım yöneticilerinin buna dikkat etmesi gerekmektedir.

Zaman tasarrufu: Bir işin doldurulması için zaman almasının nedenlerinden biri, işe alım yöneticisinin kısa liste yapmadan önce birçok özgeçmişini incelemesi gerektiğidir. Örneğin, ortalama olarak her iş ilanı için 2502 başvuru alındığı tahmin edilmektedir. AI tabanlı özgeçmiş tarama araçları, bir insanın yapacağından daha hızlı bir şekilde özgeçmişleri tarayabilir. Bu aynı zamanda insan çalışanların zamanını işe alım sürecinin diğer yönlerine odaklanmaları için serbest bırakır.

İlgi çekici: İşe alım uzmanları, adaylara kişiselleştirilmiş sorular sorabilmek için işe alım sohbet botlarını kullanabilir. Bu sorular, adayların genellikle özgeçmişlerine koymadığı konuları içerebilir, ancak adayın kişiliği ve hedefleri hakkında bilgi sağlayabilir. İşe alım yöneticileri için fayda, soruları sormak yerine sunulan cevapları analiz etmeye daha fazla zaman ayırabilmeleridir. Dahası, yapay zeka destekli araçlar, karar verme ve analiz sürecini kolaylaştırmak için cevapları kaydedebilir ve yapılandırabilir.

İyileştirilmiş aday eşleştirme: Bir iş pozisyonu için en iyi adaylar, belirli iş gereksinimleriyle uyumlu olmalıdır. Örneğin, "satış temsilcisi pozisyonu" Almanca diline hakimiyet gerektiriyorsa, OCR belgeleri tarayarak "Almanca diline hakim" veya buna eşdeğer ifadeleri arayabilir. Ve eğer bir özgeçmişte "birçok dilde hakimiyet" gibi belirsiz bir iddia varsa, o belgeye "daha fazla ayrıntı gerekiyor" yorumlarıyla bir bilet çıkarılabilir. Bu, işe alım yöneticilerinin adaylarla birebir iletişime geçerek konu hakkında bilgi almasını sağlar. AI özgeçmiş tarama araçları, sadece özgeçmişleri iş tanımlarıyla eşleşen doğru adayları kısa listeye alarak seçim sürecinin doğruluğunu artırır. Sonuçlar daha az yanlış pozitif sonuç içerir. Örneğin, bir Çin finans şirketi, chatbot'un adayları ön elemeye tabi tutarak ilgili sorular sorması ve yanıtlarının kriterlere uygun olması durumunda sadece ileri tura geçmeleri sayesinde işe alma doğruluğunu %90 artırmıştır.

Standartlaştırılmış: Özgeçmiş tarama yazılımı iş kurallarıyla çalıştığı için tarama süreci tüm departmanlar arasında standart hale gelecektir. Örneğin, bazı şirketler her başvurunun en az bir önceki işverenden bir referansı olmasını önceliklendirebilir. Eğer durum böyleyse, AI özgeçmiş tarama araçları ilk olarak referans sayısını kontrol edecektir.

Bulut tabanlı: Çoğu AI özgeçmiş tarama aracı bulut tabanlıdır. Bu, başvuru sahiplerinin bilgilerinin bir görünür kontrol panelinde gerçek zamanlı olarak depolanabileceği ve işe alım yöneticileri tarafından erişilebileceği anlamına gelir. Bu çözümler ayrıca başvuru takip sistemi içerir, bu sayede işe alım yöneticileri ilgili adayların başvuru sürecini görebilir. Bu görünürlük aynı zamanda her bir pozisyonun ne kadar sürede doldurulduğunu değerlendirmelerine olanak sağlar.

Verimli: Makine öğrenimi algoritmaları, adayları ön belirlenmiş kurallara göre tarayabilir ve sıralayabilir. Örneğin, bir yetenek havuzu tarandıktan ve seçildikten sonra, makine öğrenimi araçları, özel kriterlere (veri analitiği araçlarına hakimiyet, ek deneyim yılları vb.) dayanarak adayları sıralayabilir. Bu verimli yetenek, işe alım yöneticisinin yükünü azaltır çünkü adayı önceden kategorize ederek onu ilgili kişiye aktarır.

Ölçeklenebilir: AI özgeçmiş taraması, şirketlere aynı anda birden fazla açık pozisyon için adayları inceleme imkanı sağlar. Bunun nedeni, işe alım yazılımının ölçeklenebilir olması ve farklı pozisyonlar için özgeçmiş taraması yapabilmesidir.

Gerçek zamanlı iletişim: Başvurdukları bir iş için bir işe alım yöneticisinden hiçbir şekilde geri dönüş almayan adayların oranı %75'tir. Chatbot veya AI özgeçmiş tarama aracı, adaylara (iletişim bilgilerini kullanarak) başvurularının gerçek zamanlı aşaması hakkında e-postalar gönderebilir. Bu nedenle, hemen elemine edilirlerse, o belirli iş pozisyonu için uygun olmadıklarını belirten bir mesaj alırlar.

İstisna yönetimi: Botlar, belirli bir eşik değerin üzerinde, ancak kesin bir değerlendirme altında olan adaylar için istisna durumlarının kaydedilmesini ve işe alım yöneticilerine daha fazla değerlendirme için yönlendirmelerini sağlayabilir. Bu, üç referans gibi küçük bir bölümü eksik olan adayların kendilerini düzeltmeyecekleri durumlarda, uygun adayların sayısını azaltır[2].

2. ÖZGEÇMİŞ DEĞERLENDİRMESİNDE DOĞAL DİL İŞLEME

2.1. Varlık İsmi Tanıma

Named Entity Recognition (NER), doğal dil işleme (NLP) alanında önemli bir görevdir. Temel olarak, metin içerisindeki varlık isimlerini (named entities) tanımak ve sınıflandırmak için kullanılan bir tekniktir. Varlık isimleri, genellikle kişilerin, yerlerin, kurumların, tarihlerin, para birimlerinin, zamanların ve diğer önemli kavramların adlarını ifade eder.

NER'nin amacı, metin içindeki varlık isimlerini doğru bir şekilde tanımlayarak, metindeki önemli bilgileri çıkarmak ve anlamını anlamak için kullanmaktır. Örneğin, bir haber makalesinde, NER sistemi, metinde bahsedilen kişilerin isimlerini, yerleri ve kurumları tanıyabilir. Bir finansal raporda ise, NER sistemi, para birimi, miktarlar, tarihler ve diğer finansal bilgileri tanımlayabilir.

NER, genellikle makine öğrenmesi teknikleri kullanılarak gerçekleştirilir. İki temel yaklaşım yaygın olarak kullanılır: kural tabanlı yaklaşım ve istatistiksel tabanlı yaklaşım.

Kural tabanlı yaklaşım, belirli dilbilgisi ve dil yapılarına dayalı kuralların kullanılmasıyla çalışır. Önceden belirlenmiş kalıplar ve dilbilgisi kuralları kullanılarak varlık isimleri tanınır. Ancak, bu yöntem esneklik açısından sınırlıdır ve genellikle özel durumlar için özelleştirilmesi gerekmektedir.

İstatistiksel tabanlı yaklaşım ise büyük miktardaki etiketlenmiş verileri kullanarak bir makine öğrenme modeli oluşturur. Bu model, metindeki varlık isimlerini tanımak ve sınıflandırmak için istatistiksel özellikleri öğrenir. Makine öğrenmesi algoritmaları arasında genellikle gizli Markov modelleri (HMM), koşullu rastgele alanlar (CRF) ve derin öğrenme yöntemleri (özellikle rekürsif sinir ağları - RNN ve dikkat mekanizması - attention mechanism) kullanılır.

NER'nin uygulama alanları oldukça geniştir. Haber analizi, sosyal medya analizi, bilgi çıkarma, otomatik özetleme, dil çevirisi ve daha birçok alanda NER teknikleri kullanılarak metinlerin anlamlı bir şekilde işlenmesi sağlanır.

Bu şekilde, Named Entity Recognition (NER), metinlerdeki varlık isimlerini tanımlayarak metin analizinde önemli bir rol oynar. Doğru ve etkili bir NER sistemi, metinlerin daha anlamlı bir şekilde işlenmesini sağlar ve bilgi çıkarma süreçlerini iyileştirir.

NER özgeçmiş değerlendirmelerinde çeşitli şekillerde kullanılabilir. İşverenlerin iş başvurularını incelemek ve adayları değerlendirmek için NER tekniklerini kullanması şu şekillerde faydalı olabilir:

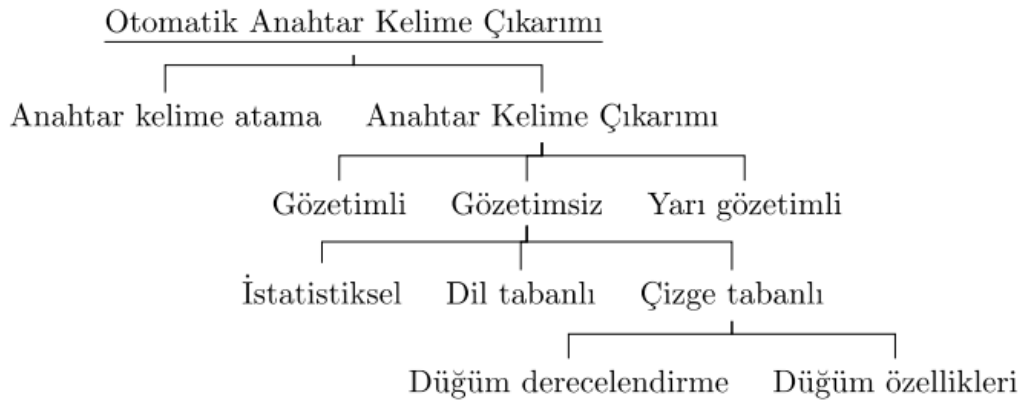
Özgeçmişlerdeki adayların isimleri ve kişisel bilgileri NER ile tanınabilir. Bu sayede işverenler, başvuruları hızlı bir şekilde inceleyebilir ve adayların kimlik bilgilerine daha kolay erişim sağlayabilir. Özgeçmişlerdeki eğitim bilgileri, okulların ve üniversitelerin adları, bölümler ve dereceler gibi NER ile tanınabilir. Ayrıca, iş deneyimleri, şirketlerin adları, pozisyonlar ve çalışma süreleri gibi özellikler de NER ile belirlenebilir. Bu sayede işverenler, adayların eğitim geçmişlerini ve deneyimlerini daha hızlı ve doğru bir şekilde analiz edebilir. Özgeçmişlerdeki yetenekler ve beceriler, NER ile sınıflandırılabilir. Örneğin, programlama dilleri, yazılım ve donanım becerileri, dil yetenekleri, yönetim becerileri gibi varlık isimleri NER tarafından tanınabilir. Bu, işverenlere adayların sahip olduğu yetenekleri daha iyi anlamaları ve uygun adayları seçmeleri için yardımcı olabilir. Özgeçmişlerde yer alan sertifikalar, kurslar, seminerler ve ödüller gibi varlık isimleri NER ile tespit edilebilir. Bu, adayların profesyonel gelişimlerini ve başarılarını belirlemek için kullanılabilir.

NER'in özgeçmiş değerlendirmelerinde kullanılması, işverenlerin başvuruları hızlı ve etkin bir şekilde değerlendirmelerine yardımcı olur. NER teknikleri, özgeçmişlerdeki önemli bilgileri otomatik olarak belirlemek ve sınıflandırmak için kullanılabilir. Bu sayede işverenler, daha verimli bir şekilde nitelikli adayları seçebilir ve daha objektif bir değerlendirme süreci sağlayabilir. Ayrıca, NER sistemi, işverenlerin adayların uygunluğunu değerlendirmek için gerekli olan verileri hızla çıkarmalarını sağlar.

2.2. Anahtar Kelime Çıkarımı

Anahtar kelime çıkarımı (Keyword Extraction), metinlerdeki en önemli ve anlamlı kelimeleri belirlemek için kullanılan bir doğal dil işleme (NLP) yöntemidir. Amacı, metin içeriğini özetlemek, ana fikirleri ve temaları anlamak ve metindeki önemli konuları belirlemektir.

Anahtar kelime çıkarımı, bir metindeki kelimeleri değerlendirerek önemli olduğuna inanılan kelimeleri tanımlar. Bu kelimeler, metnin içeriğini en iyi şekilde temsil eder ve metindeki ana konuları vurgular. Anahtar kelimeler, genellikle bir metnin başlığı, alt başlıkları veya içeriği ile bağlantılı olan kelimelerdir. Anahtar kelime çıkarımı yöntemleri çeşitli şekillerde gerçekleştirilebilir:



Şekil 2.1. Otomatik Kelime Çıkarımı Sınıflandırması [3]

Frekans Tabanlı Yöntemlerde, metindeki kelimelerin frekanslarına dayanarak anahtar kelimeler belirlenir. Yüksek frekanslı kelimeler, genellikle önemli konuları veya tekrarlanan temaları yansıtır. Ancak, yaygın kullanılan kelimeler (örneğin, "ve", "ya da" gibi bağlaçlar) genellikle filtrelenir, çünkü bunlar genellikle anlam açısından zayıftır.

İstatistiksel Yöntemlerde, metindeki kelimelerin istatistiksel özellikleri kullanılarak anahtar kelimeler tespit edilir. Örneğin, TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) yöntemi, bir kelimenin bir belgedeki frekansını ve tüm belgelerdeki yaygınlığını değerlendirerek anahtar kelimeleri belirler.

Makine Öğrenmesi Yöntemlerinde, makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak anahtar kelime çıkarımı yapılır. Önceden etiketlenmiş veriler kullanılarak bir model eğitilir ve daha sonra yeni metinlerde anahtar kelimeleri tahmin etmek için bu model kullanılır. Örnek algoritmalar arasında Naive Bayes, Support Vector Machines (SVM) ve Derin Öğrenme yöntemleri yer alabilir.

Anahtar kelime çıkarımı, birçok NLP uygulamasında faydalıdır. Örneğin, metin sınıflandırma, bilgi çıkarma, özetleme, arama motoru optimizasyonu ve metin madenciliği gibi alanlarda kullanılabilir. İşverenlerin özgeçmişleri analiz ederken, anahtar kelime çıkarımı, adayların yeteneklerini, deneyimlerini ve diğer önemli bilgileri hızlı bir şekilde belirlemelerine yardımcı olabilir. Anahtar kelime çıkarımı, metinlerin anlamlı bir şekilde işlenmesini sağlar ve büyük metin kümelerini daha özetleyici hale getirir. Bu sayede, bilgiler daha kolay erişilebilir hale gelir ve metin analiz süreci daha verimli bir şekilde gerçekleştirilebilir.

Keyword Extraction (anahtar kelime çıkarımı) özgeçmiş değerlendirmelerinde farklı şekillerde kullanılabilir. İşverenlerin adayları değerlendirirken anahtar kelime çıkarımı şu şekillerde faydalı olabilir:

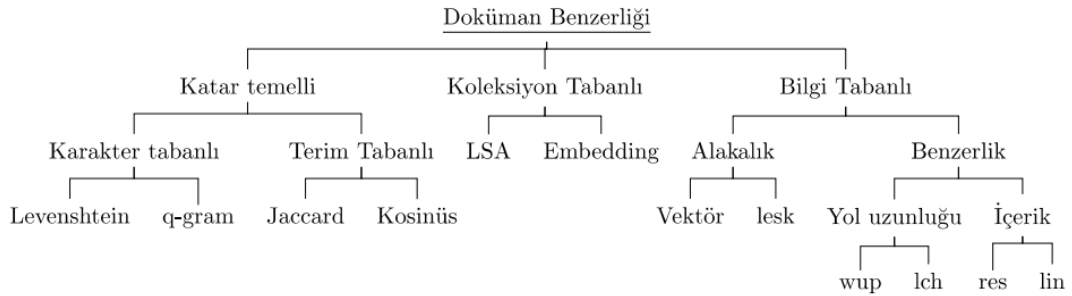
Özgeçmişlerde yer alan yetenekler, beceriler ve uzmanlık alanları anahtar kelime çıkarımı ile belirlenebilir. Örneğin, programlama dilleri, teknik beceriler, proje yönetimi, analitik düşünme gibi kelimeler adayların yeteneklerini ve uzmanlık alanlarını vurgular. İşverenler, anahtar kelimeleri analiz ederek, adayların hangi becerilere sahip olduklarını daha hızlı ve kolay bir şekilde belirleyebilir. Özgeçmişlerdeki iş deneyimleri anahtar kelime çıkarımı ile değerlendirilebilir. İşverenler, deneyimlerle ilgili anahtar kelimeleri analiz ederek, adayların hangi pozisyonlarda çalıştıklarını, hangi projelerde yer aldıklarını ve hangi sorumluluklara sahip olduklarını belirleyebilir. Bu, adayların tecrübelerini ve yetkinliklerini daha iyi anlamalarına yardımcı olur. Özgeçmişlerdeki eğitim bilgileri, okulların adları, dereceler, lisansüstü çalışmalar ve sertifikalar gibi anahtar kelimelerle belirlenebilir. İşverenler, anahtar kelimeleri analiz ederek, adayların eğitim geçmişlerini ve akademik başarılarını değerlendirebilir. Özgeçmişlerdeki ilgili alanlar, projeler ve araştırmalar anahtar kelime çıkarımı ile tespit edilebilir. Örneğin, özgeçmişte geçen anahtar kelimeler, adayın spesifik endüstri bilgisini, ilgi alanlarını veya özel

projelerdeki rolünü yansıtabilir. İşverenler, bu anahtar kelimeleri analiz ederek, adayların ilgi alanlarına ve deneyimlerine daha derin bir bakış elde edebilir.

Anahtar kelime çıkarımı, özgeçmişlerin otomatik olarak analiz edilmesine ve adayların niteliklerinin hızlı bir şekilde değerlendirilmesine yardımcı olur. İşverenler, anahtar kelimelerin kullanımıyla adayların yeteneklerini, deneyimlerini ve ilgi alanlarını daha kolay ve etkin bir şekilde anlayabilir. Bu da işverenlere daha bilinçli kararlar verme imkanı sağlar ve uygun adayları seçme sürecini iyileştirir.

2.3. Doküman Benzerliklerinin Hesaplanması

Doküman benzerliği yöntemleri, iki veya daha fazla doküman arasındaki benzerlik düzeyini ölçmek için kullanılan tekniklerdir. Bu yöntemler, metin madenciliği, bilgi erişimi, doğal dil işleme ve benzeri alanlarda yaygın olarak kullanılır. İşte bazı popüler doküman benzerliği yöntemleri:



Şekil 2.2. Doküman Benzerliği Yöntemlerinin Sınıflandırılması [3]

Cosine Similarity (Kosinüs Benzerliği): Cosine Similarity, iki vektörün arasındaki açıyı ölçerek benzerlik düzeyini hesaplar. Dokümanları vektör temsilleri olarak ele alır ve bu vektörlerin kosinüs benzerliğini hesaplar. Yüksek bir cos değeri, dokümanların benzer olduğunu gösterirken, düşük bir değer farklı olduklarını gösterir.

Jaccard Similarity (Jaccard Benzerliği): Jaccard Similarity, iki kümenin kesişimini birleşimine bölen bir ölçüdür. Dokümanları kelimeler veya kavramlar kümesi olarak ele alır ve bu kümelerin Jaccard benzerliğini hesaplar. Benzer kelimelerin veya kavramların oranı ne kadar yüksekse, Jaccard benzerliği de o kadar yüksek olur.

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF): TF-IDF, bir dokümanda geçen bir terimin önemini hesaplayan bir yöntemdir. Terimin frekansı (TF) ile terimin tüm dokümanlardaki yaygınlığına (IDF) dayanır. Dokümanlar arasındaki benzerliği hesaplamak için TF-IDF ağırlıkları kullanılır. Yüksek TF-IDF değerleri, bir terimin o doküma özgü olduğunu ve önemli olduğunu gösterir.

Word Embeddings (Kelime Gömme): Word Embeddings, kelimeleri vektörlerle temsil eden ve kelimeler arasındaki ilişkileri yakalayan bir yöntemdir. Önceden eğitilmiş bir kelime gömme modeli kullanılarak dokümanlar vektör temsillerine dönüştürülür. Benzer konuları veya anlamları temsil eden dokümanlar arasındaki vektör benzerliği ölçülür.

Latent Semantic Analysis (LSA): LSA, dokümanlardaki gizli anlamsal ilişkileri yakalamak için kullanılan istatistiksel bir yöntemdir. Dokümanları matris temsilleri olarak modeller ve bu matris üzerinde boyutsal azaltma teknikleri uygulanır. Daha sonra dokümanlar arasındaki benzerlik, dönüştürülmüş matrislerin benzerliğiyle ölçülür.

Doküman benzerliği yöntemleri, metinlerin karşılaştırılmasını ve sınıflandırılmasını kolaylaştırır. İşverenler özgeçmişlerin, raporların, makalelerin veya diğer dokümanların benzerlik düzeyini değerlendirerek, bilgi erişimini iyileştirir, içerik özetleme yapar veya metin gruplaması yaparlar. Bu yöntemler, büyük metin koleksiyonları üzerinde etkili arama, bilgi çıkarma ve metin analizi yapma süreçlerini destekler. Doküman benzerliği yöntemleri, özgeçmiş değerlendirmelerinde çeşitli şekillerde kullanılabilir:

İşverenler, bir iş pozisyonu için uygun adayları bulmak için özgeçmişleri analiz ederken doküman benzerliği yöntemlerini kullanabilirler. İlgili bir iş ilanı veya referans özgeçmişini temel alarak, mevcut özgeçmişleri bu modele göre değerlendirebilirler. Doküman benzerliği yöntemleri, adayların yeteneklerini, deneyimlerini ve ilgi alanlarını değerlendirerek, en iyi eşleşmeleri belirlemeye yardımcı olabilir. Doküman benzerliği yöntemleri, özgeçmişleri belirli kategorilere sınıflandırmak için kullanılabilir. Örneğin, işverenler farklı iş rolleri için ayrı sınıflandırma modelleri oluşturabilirler. Doküman benzerliği yöntemleriyle, yeni bir özgeçmişin hangi kategoriye ait olduğunu belirleyebilir ve işverenlerin uygun

pozisyonlar için adayları daha hızlı değerlendirmesine yardımcı olabilir. Doküman benzerliği yöntemleri, özgeçmişlerde belirtilen yetenekler ve iş açıklamaları arasındaki benzerliği değerlendirebilir. İşverenler, bir iş açıklamasında belirtilen gereksinimleri temel alan bir model oluşturabilirler. Bu modeli kullanarak, özgeçmişlerdeki yeteneklerin, iş açıklamasıyla ne kadar uyumlu olduğunu değerlendirebilir ve en uygun adayları belirlemeye yardımcı olabilirler. İşverenler, özgeçmişleri benzer iş deneyimine sahip adaylar arasında karşılaştırmak için doküman benzerliği yöntemlerini kullanabilirler. Bir referans özgeçmişi veya daha önceki başarılı adayların özgeçmişlerini temel alan bir model oluşturarak, yeni adayların deneyimlerini benzerlik ölçütlerine göre değerlendirebilirler. Bu, işverenlere daha fazla bilgi sağlar ve adayları daha ayrıntılı bir şekilde karşılaştırmalarına yardımcı olur[3].

3. UYGULAMANIN GENEL YAPISI

Tasarlanan prototip uygulama, belirtilen bir iş açıklamaları klasöründe bulunan iş açıklamalarından birini seçerek o açıklamanın içeriğine ile başka bir klasörde bulunan özgeçmişlerin içeriğine bakarak bir benzerlik skoru vererek sıralama yapan bir uygulamadır. Uygulama Python dili kullanılarak yazılmış ve Docker'dan yararlanarak RestfulAPI mimarisiyle tasarlanmıştır. Uygulamada sıralama özelliğinin yanında; iş açıklamaları ekleme, özgeçmiş ekleme, özgeçmişlerden bilgi çekme, özgeçmişler içinde kelime arama ve login API özellikleri bulunmaktadır.

Şekil 3.1. Uygulamanın kullanıcı girişi yapılmış halindeki arayüzü

Sıralama için kullanılan iş açıklamaları '.txt' formatında kullanılmaktadır ve arayüzde bulunan "İş Ekle" butonu sayesinde kolaylıkla yeni bir iş açıklaması oluşturulabilir. Aynı şekilde "CV Ekle" butonu ile kullanıcının eline geçen yeni özgeçmişler sıralama için kullanılacakları özel klasöre eklenmiş olacaktır. Bu özellikler için basit dosya sistemi işlemleri kullanılmıştır.

Özgeçmişler sıralanırken ve kelime aranırken sonuçların verildiği kısımda özgeçmişlerden genel bilgiler çekilir. Bu bilgiler "PDFMiner" kütüphanesinin "extract_text" metodundan alınan özgeçmişlerin içeriklerini stringlere çevirerek, bu stringler içinde index işlemleri yapılarak istenilen substringleri ("E-posta:", "Tel No:")

gibi) olarak çekilir. Böylece arama veya sıralama işlemi sonuçlandığında sonuç tablosunda özgeçmişin ait olduğu kişinin genel bilgileri sıralanmış olur.

Uygulamanın login API özelliği için “edu.ciloglunet.com” adresi için kullanılan kullanıcı giriş bilgilerinden yararlanılmıştır. Bu login API sayesinde kullanıcı giriş yapmadıysa uygulamanın modüllerine erişemez ve güvenlik sağlanır.

Özgeçmişlerde kelime arama özelliği için ilk olarak “normalize” adında bir metot tanımlanmıştır. Bu metotta sıra sıra NLP işlemleri gerçekleştirilmektedir. Bu işlemler sırasıyla: ascii dışı karakterleri çıkarma, kelimeleri küçük harfe çevirme, noktalama işaretlerini çıkarma, durak kelimelerini(stopwords) kaldırma, lemmatizasyon yani kelimeleri kök hallerine çevirme işlemidir. Bu işlemler, metinlerdeki gereksiz bilgi ve gürültüyü temizleyerek, daha tutarlı ve etkili bir kelime arama işlemi destekler. Böylece, metinlerdeki kelimelerin standartlaştırılmış bir temsiline sahip olunur ve daha doğru ve anlamlı eşleşmeler elde edilir. Bu “normalize” hem taranacak özgeçmişlere hem de arama yerine girilen kelimeye uygulanır.

Ardından normalize edilmiş girdi ve özgeçmişler “semanticSearch” adlı fonksiyona parameter olarak verilir. Semantik Arama, metin tabanlı bir veri kümesi içinde anlamsal olarak ilgili sonuçları bulmak için kullanılan bir arama yöntemidir. Geleneksel arama yöntemlerinden farklı olarak, semantik arama metindeki anlamı anlamaya ve kullanıcının gerçek niyetini anlamaya çalışır. Geleneksel anahtar kelime tabanlı arama, kullanıcının belirli kelimeleri içeren dokümanları bulmaya odaklanır. Ancak semantik arama, kelimenin tamamıyla sınırlı kalmaz, aynı zamanda kullanıcının arama sorgusunun anlamını anlamaya çalışır. Bu şekilde, arama sonuçları daha doğru ve ilgili hale gelir. Semantik arama, doğal dil işleme (NLP) ve yapay zeka tekniklerini kullanır. Metindeki anlamı ve bağlamları anlamaya çalışır. Bu genellikle kelimenin eş anlamlılarını, ilgili terimleri, cümle yapısını ve metin içindeki ilişkileri dikkate alarak yapılır. Örneğin, bir semantik arama algoritması, "pilot" kelimesini arama sorgusu olarak aldığı anda, aynı zamanda "uçuş", "kokpit" veya "havayolu" gibi ilgili kavramları da dikkate alır. Semantik arama çeşitli uygulamalarda kullanılır. Web aramalarında, kullanıcının gerçek niyetini anlayarak daha ilgili sonuçlar sunabilir. Bilgi tabanlarında, kullanıcının sorularına anlamsal olarak uygun cevaplar sağlayabilir. Özgeçmiş değerlendirmelerinde, işverenlerin aranan yeteneklere veya iş

açıklamalarına uygun adayları bulmasına yardımcı olabilir. Bu şekilde, semantik arama daha derin ve anlamlı sonuçlar elde etmeyi hedefler ve kullanıcılara daha iyi bir arama deneyimi sunar.

Semantik arama metodu, sonuçları skorlama işleminde LCS yani "Longest Common Subsequence" (En Uzun Ortak Alt Dizi) metodundan yararlanır. "LCS" metodu, iki dizge arasında karakterlerin sırasını koruyarak ortak alt dizeleri bulmaya odaklanır. İki dizge arasındaki en uzun ortak alt dizi, karakterlerin sırasını koruyarak aynı karakterlere sahip en uzun alt dizi olarak tanımlanır.

Semantik arama bağlamında, "LCS" metodu, iki metin arasındaki benzerlik veya eşleşme ölçüsünü hesaplamak için kullanılabilir. Örneğin, bir arama sorgusu ile bir metin belgesi arasındaki en uzun ortak alt dizi, sorunun metin belgesiyle ne kadar benzer olduğunu gösterir. Bu, semantik arama sonuçlarının daha doğru bir şekilde sıralanmasına ve kullanıcıya en uygun sonuçları sunmasına yardımcı olur. "LCS" metodu, karakter tabanlı bir yaklaşım olduğu için metinlerdeki anlamı dikkate almaz. Dolayısıyla, anlamsal olarak benzer ifadeleri veya kavramları tespit etmek için tek başına yeterli değildir. Ancak, karakter bazlı bir benzerlik ölçüsü olarak kullanılarak, metinlerin genel bir benzerlik düzeyini hesaplamak için faydalı olabilir.

Son olarak özgeçmişleri belirtilen iş açıklamasına göre skorlama işleminde özgeçmişlerin içerikleri alındıktan sonra iş açıklaması “gensim.summarization” kütüphanesi sayesinde özet bir hale getirilir, Türkçe durak kelimeleri verilen TF-IDF vektörizeri sayesinde vektörleştirilir ve diziye çevrilir. Aynı işlem özgeçmişler için de yapıldıktan sonra özgeçmişler bir denetimsiz öğrenme sınıflandırması yapan En Yakın Komşu algoritması modelinde eğitilir. Ardından modele verilen iş açıklamasından alınan sonuçlara göre özgeçmişlerin her biri skorlanır ve listeye atanır. Bu liste son olarak arayüzde tabloda kullanılır.

İnsan Kaynakları / Özgeçmiş Değerlendirme

Sıra	İsim	Tel No	Mail	Özgeçmiş
1	AHMET ÖRNEK	(212)1111111	ahmetornek@ornek.com	aday10.pdf
2	İ	05123456789	example@gmail.com	muhasebe.pdf
3	□	05123456789	example@gmail.com	aday3.pdf
4	ÖZ GEÇMİŞ	05123456789	example@gmail.com	aday1.pdf
5	ÖZ GEÇMİŞ	05123456789	example@gmail.com	aday8.pdf
6	□ ÖZ GEÇMİŞ	05123456789	example@gmail.com	aday9.pdf
7	□ ÖZ GEÇMİŞ	05124356789	example@gmail.com	aday6.pdf
8	□	05123456789	example@gmail.com	aday2.pdf

Geri Dön

Şekil 3.2. Muhasebeci için değerlendirme yapıldığında sonuç ekranı

4. SINIFLANDIRMADA KULLANILAN TEKNİKLER

Uygulamanın özgeçmiş skorlama kısmında denetimsiz öğrenme sınıflandırma yöntemi olarak En Yakın Komşu kullanılmıştır fakat daha olumlu sonuçlara ulaşabilmek için farklı sınıflandırma teknikleri denenmiştir. Aşağıda bu denenen sınıflandırma yöntemlerinden bahsedilmiştir.

4.1. Nearest Neighbours

En Yakın Komşular yöntemi, veri noktalarının bir uzayda konumlandırıldığı ve benzerlik ölçütlerine dayanarak birbirlerine olan yakınlıklarının belirlendiği bir yakınlık analizi tekniğidir. Veri noktaları genellikle bir vektör uzayında temsil edilir ve öklidyen mesafe veya benzer bir mesafe ölçüsü kullanılarak birbirlerine olan uzaklık hesaplanır.

Algoritma, veri kümesindeki her bir noktayı dikkate alır ve belirlenen bir "k" değeri için bu noktanın en yakın "k" komşusunu bulur. En yakın komşular genellikle öklidyen mesafe veya koline benzerliği gibi bir benzerlik metriği kullanılarak belirlenir. Bu komşuluk ilişkisi daha sonra sınıflandırma, kümeleme veya diğer veri analizi görevlerinde kullanılabilir.

En Yakın Komşular yöntemi, basit bir algoritma olmasına rağmen veriye dayalı kararlar vermek için etkili bir yaklaşım sağlar. Özellikle sınıflandırma problemlerinde kullanıldığında, yeni bir örneğin etiketini belirlemek için benzerlik ölçütlerine dayalı olarak en yakın komşuların sınıfları kullanılabilir. En Yakın Komşular yöntemi, hızlı bir şekilde uygulanabilmesi ve basit anlaşılır bir yapıya sahip olması nedeniyle popülerdir. Ancak, büyük veri kümeleri veya yüksek boyutlu verilerle çalışırken hesaplama maliyeti artabilir. Bu yöntem, veri analizinde, örüntü tanıma, öneri sistemleri, arama motorları, spam filtreleme ve daha birçok uygulama alanında kullanılır[4].

4.2. SGDOneClassSVM

SGDOneClassSVM, sınıflandırma ve aykırı değer tespiti (outlier detection) problemlerinde kullanılan bir yöntemdir. "SGD" kısaltması, Stochastic Gradient Descent (Stokastik Gradyan İnişi) algoritmasını ifade eder.

SGDOneClassSVM, temel olarak One-Class Support Vector Machines (SVM) algoritmasını takip eder. One-Class SVM, sadece tek bir sınıfa ait olan örnekleri tanımlamak için kullanılan bir algoritmadır. Bu yöntemde, sadece bir sınıfa ait örnekler kullanılarak model eğitilir ve bu sınıfa ait olmayan verileri tespit etmek için kullanılır.

SGDOneClassSVM, One-Class SVM'nin bir varyasyonudur ve Stochastic Gradient Descent algoritmasını kullanarak modeli eğitir. Stokastik Gradyan İnişi, büyük veri kümeleri üzerinde etkili bir şekilde çalışabilen bir optimizasyon algoritmasıdır.

SGDOneClassSVM, genellikle aykırı değer tespiti problemlerinde kullanılır. Aykırı değerler, genel veri kümesinden önemli ölçüde farklı olan veya diğer örneklerden ayrılan nadir veri noktalarıdır. SGDOneClassSVM, eğitim veri kümesinin içindeki normal örneklerin özelliklerini öğrenir ve bu bilgiyi kullanarak yeni verileri normal veya aykırı olarak sınıflandırır. SGDOneClassSVM, aykırı değer tespiti, veri ön işleme, anormallik tespiti gibi birçok alanda kullanılan bir yöntemdir[5].

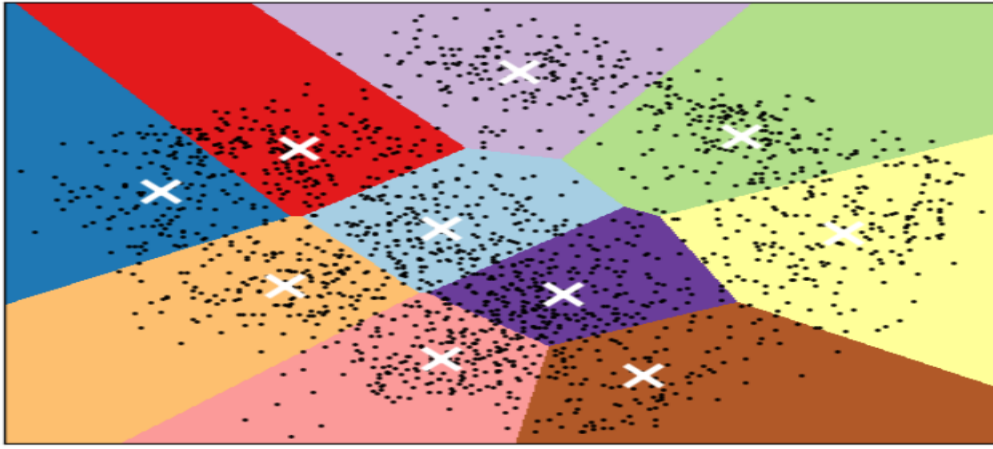
4.3. KMeans Clustering

KMeans Clustering, kümeleme (clustering) problemlerinde sıklıkla kullanılan bir algoritmadır. Bu yöntem, veri noktalarını belirli bir sayıda kümeye (cluster) bölen bir merkez tabanlı bir yaklaşımdır. KMeans Clustering algoritması şu adımları izler:

İlk adımda, veri noktaları rastgele seçilen "k" adet merkez (centroid) noktasına atanır. "k" değeri, belirlenmek istenen küme sayısını temsil eder. Her bir veri noktası, ona en yakın merkeze atanır. Bu, bir mesafe ölçütü kullanılarak yapılır. Öklidyen mesafe genellikle kullanılan bir mesafe ölçütüdür. Tüm veri noktaları atanmış olduktan sonra, her bir kümeye ait veri noktalarının ortalaması hesaplanarak yeni merkez noktaları belirlenir. Yeni merkez noktaları belirlendikten sonra, önceki adımlar tekrarlanır. Veri noktaları tekrar atanır ve merkez noktaları güncellenir. Önceki adımlar merkez

noktaları sabit kalana kadar tekrarlanır. Merkez noktaları artık değişmiyorsa, algoritma durur ve sonuç olarak kümeleme işlemi tamamlanır.

KMeans Clustering algoritması, her veri noktasını sadece bir kümeye atar ve her küme, merkez noktası etrafında toplanan benzer özelliklere sahip veri noktalarını içerir. Bu algoritma, veri kümesindeki yapıyı anlamak, benzer özelliklere sahip verileri gruplamak, veri keşfi ve segmentasyon gibi birçok uygulama alanında kullanılır. KMeans Clustering, veri analizi, görüntü işleme, müşteri segmentasyonu, sosyal ağ analizi ve daha birçok alanda kullanılan popüler bir kümeleme yöntemidir.



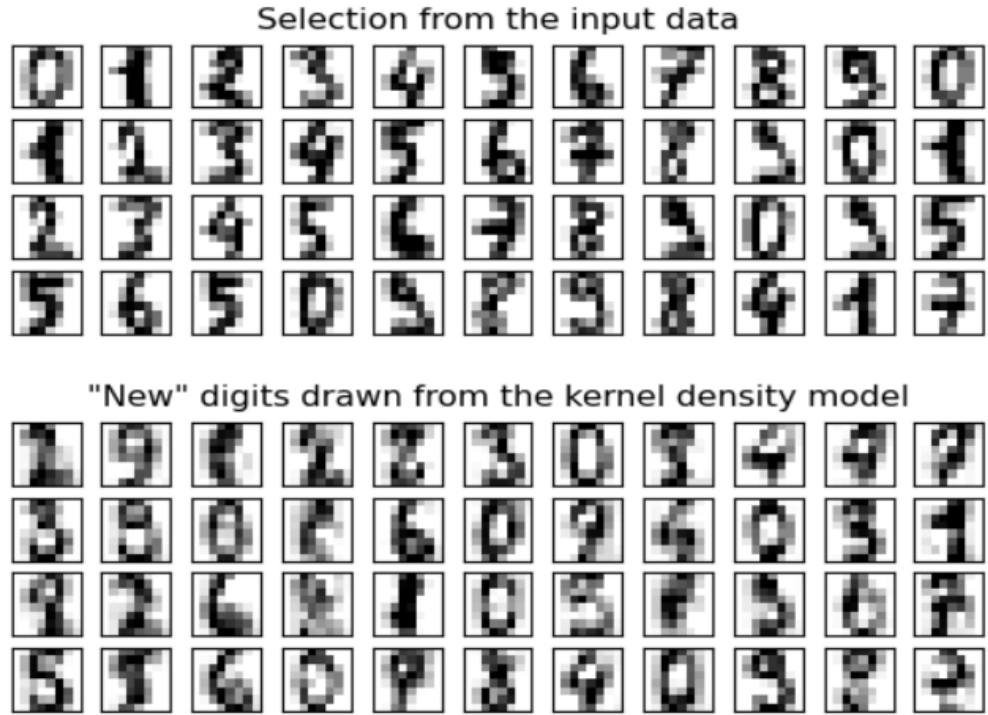
Şekil 4.1. Rakamlar veri setine KMeans Clustering uygulanmasının görselleştirilmesi[6]

4.4. Kernel Density Estimation

Kernel Density Estimation (KDE), veri dağılımını tahminlemek ve yoğunluk fonksiyonunu hesaplamak için kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem, veri noktalarının yoğunluklarını tahminlemek için çekirdek fonksiyonları kullanır. Kernel Density Estimation, aşağıdaki adımları izler:

Veri noktalarının dağılımını tahminlemek istediğimiz bir aralık belirlenir. Her bir veri noktası için bir çekirdek fonksiyonu uygulanır. Çekirdek fonksiyonu, veri noktasının etrafında bir bölgede (bu uygulamada Gauss dağılımı kullanılmıştır) yoğunluğu belirler. Her bir veri noktası için uygulanan çekirdek fonksiyonlarının toplamı alınır. Bu toplam, veri noktalarının yoğunluk fonksiyonunu tahminlemek için kullanılır. Yoğunluk fonksiyonu, belirlenen aralık boyunca hesaplanır ve dağılımı temsil eder.

Kernel Density Estimation, veri noktalarının yoğunluğunu tahminlemek için kullanılan non-parametrik bir yöntemdir. Bu yöntem, veri noktalarının dağılımını esnek bir şekilde modelleyebilir ve dağılımın pürüzsüz bir gösterimini elde edebilir. Kernel Density Estimation, veri görselleştirme, veri analizi, anomali tespiti ve benzeri birçok alanda kullanılan bir yöntemdir.



Şekil 4.2. Kernel Density ile oluşturulan bir üretici model[7]

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu tezde, Makine Öğrenmesi tabanlı özgeçmiş değerlendirme konusunda bir araştırma yapıldı ve özgeçmiş değerlendirme sürecini iyileştirmek için çeşitli yöntemler ve teknikler geliştirilen bir prototip çalışmada uygulandı.

Çalışmada doküman benzerliği yöntemleri, iş ilanları ve özgeçmişler arasındaki benzerlikleri ölçmek ve en uygun adayları belirlemek için kullanıldı. Bu sayede, işverenlerin iş ilanlarına en iyi uyacak adayları seçmeleri kolaylaştı. Geliştirilen uygulama doküman benzerliği yöntemlerine bağlı kaldığı için özgeçmişlerin ve iş açıklamalarının içeriği skorlamayı çok etkilemektedir. Özgeçmiş skorlama sürecine varlık ismi tanıma ve anahtar kelime çıkarma yöntemlerinin dahil edilmesiyle bu işlemin daha olumlu sonuçlar vermesi sağlanabilir.

Varlık İsmi Tanıma, özgeçmişlerdeki varlık isimlerini (örneğin, kişi adları, eğitim kurumları, şirketler vb.) tanımak için kullanılabilir. Bu sayede, işverenlerin özgeçmişlerdeki önemli bilgileri hızlı ve doğru bir şekilde tespit etmeleri sağlanabilir. Anahtar kelime çıkarma, özgeçmişlerdeki anahtar kelimeleri çıkarmak için kullanılabilir. Böylece, işverenlerin özgeçmişleri hızlıca gözden geçirerek adayların becerileri, deneyimleri ve uzmanlık alanları hakkında daha fazla bilgi edinmelerine yardımcı olabilir.

Doğal Dil İşleme yöntemleri, özgeçmişlerde kelime arama modülünde olumlu sonuçlar verdi. Bu yöntemleri özgeçmiş değerlendirme modülüne dahil ederek daha sağlıklı sonuçlar alınması sağlanabilir.

Uygulamaya bir özgeçmiş güncelleme sistemi eklenerek elde bulunan özgeçmişlerin yeni halini kullanıcılardan talep etmek yerine kolayca uygulama üstünden güncelleme yapılması sağlanabilir. Özgeçmişler için bir veri modeli oluşturularak sınıflandırma ve skorlama işlemi daha kolaylaştırılabilir. Bir analitik paneli eklenerek elde bulunan özgeçmişlerin ortalama verileri özgeçmişleri taker teker kontrol edilmeden

gözlemlenebilir. Özgeçmiş gönderen kişinin önceki iş deneyimlerini doğrulamak için bir sistem eklenebilir.

Özgeçmiş değerlendirme işleminde farklı denetimsiz öğrenme sınıflandırma teknikleri kullanıldı. Kullanılan tekniklerin hepsi birbirine yakın olumlu sonuçlar verdi. Bu tekniklerin yaptığı değerlendirme veri setinin büyütülmesiyle değişebilir ve aradan daha olumlu sonuç veren bir teknik seçilebilir.

Sonuçlar, makine öğrenmesi tabanlı bir özgeçmiş değerlendirme sisteminin etkinliğini gösterdi. Makine öğrenmesi tabanlı yöntemlerin kullanılmasıyla işverenlerin özgeçmişler arasında hızlı bir şekilde tarama yapabildikleri ve en uygun adayları seçebildikleri görüldü.

KAYNAKLAR

- [1] Resume Screening for Recruiters (Definition and How-To), <https://www.indeed.com/career-advice/resumes-cover-letters/resume-screening>, (Ziyaret tarihi: 22 Mayıs 2023).
- [2] AI Resume Screening: 10 Benefits to Hirings Managers in '23, <https://research.aimultiple.com/ai-resume-screening/>, (Ziyaret tarihi: 22 Mayıs 2023).
- [3] Mutlu A., Abdisamad M. A., Kabasakal O., Göz F., Tüfekçi Ö., Küçük K., Dijital Kütüphanelerde Dokümanlardan Bilgi Geri Kazanımı için Kullanılan Güncel Teknolojiler: Derleme Çalışması, *Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, DOI:10.29130/dubited.796964.
- [4] sklearn.neighbors.NearestNeighbors, <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neighbors.NearestNeighbors.html>, (Ziyaret tarihi: 25 Mayıs 2023).
- [5] sklearn.linear_model.SGDOneClassSVM, https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear_model.SGDOneClassSVM.html, (Ziyaret tarihi: 25 Mayıs 2023).
- [6] sklearn.cluster.KMeans, <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.cluster.KMeans.html>, (Ziyaret tarihi: 25 Mayıs 2023).
- [7] sklearn.neighbors.KernelDensity, <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neighbors.KernelDensity.html>, (Ziyaret tarihi: 25 Mayıs 2023).

EKLER

ÖZGEÇMİŞ

Alperen Ünlü 2001’de Karabük’te doğdu. İlk ve orta eğitimini Sakarya’da tamamladı. 2017 yılında Kocaeli Körfez Fen Lisesi ve Gymnázium Brno arası düzenlenmiş Erasmus+ Programına katılım sertifikası kazandı. Lise öğrenimini Kocaeli Körfez Fen Lisesi’nde tamamladı. 2019 yılında girdiği Kocaeli Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü’nde dördüncü sınıf öğrencisi olarak eğitimini sürdürüyor.

Kaan Kalaycı 2000’de İstanbul’da doğdu. İlk ve orta eğitimini İstanbul’da tamamladı. Lise öğrenimini E.C.A Elginkan Anadolu Lisesi’nde tamamladı. 2019 yılında girdiği Kocaeli Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü’nde dördüncü sınıf öğrencisi olarak eğitimini sürdürüyor.