

**AZƏRBAYCAN
RESPUBLİKASININ
DÖVLƏT
STANDARTI
(Texniki hesabat)**

**AZS ISO/IEC TR
24372:2023**

Birinci nəşr
2023

**Information technology —
Artificial intelligence (AI) —
Overview of computational
approaches for AI systems**

**İnformasiya texnologiyaları
— Süni intellekt (Sİ) — Sİ
sistemləri üçün hesablama
yanaşmalarının icmalı**

azstand | AZƏRBAYCAN
STANDARTLAŞDIRMA
İNSTITUTU

İstinad nömrəsi
AZS ISO/IEC
24372:2023
©AZSTAND 2023

MÜQƏDDİMƏ

1. Bu standart Standartlaşdırma üzrə "İnformasiya-kommunikasiya texnologiyaları" Texniki Komitəsi (AZSTAND/TK 05) tərəfindən işlənib hazırlanıb və təqdim edilib. Bu iş Azərbaycan Elm Fondunun maliyyə dəstəyi ilə yerinə yetirilmişdir. Qrant №AEF-MQM-QA-1-2021-4(41)-8/03/1
2. Azərbaycan Standartlaşdırma İnstitutunun 2023-cü il tarixli sayılı qərarı ilə təsdiq edilib.
3. Bu standart "ISO/IEC TR 24372 nəşr 1.0 (2021-12)" beynəlxalq standartı ilə identikdir.
4. Dövlət standartında müəyyən edilən tələblərin beynəlxalq standartlara, norma, qayda və tövsiyələrə və digər dövlətlərin müvafiq mütərəqqi milli standartlarına, elm, texnika və texnologiyanın müasir nailiyyətlərinə əsaslanmasını müəyyən etmək üçün standartın dövrü yoxlama müddəti ildə 1 dəfədir.

MÜNDƏRİCAT

ÖN SÖZ	6
GİRİŞ	7
1 TƏTBİQ SAHƏSİ.....	8
2 NORMATİV İSTİNADLAR.....	8
3 TERMİNLƏR VƏ ANLAYIŞLAR.....	8
4 QISALTMALAR.....	10
5 ÜMUMİ MÜDDƏALAR	11
6 Sİ sistemlərinin əsas xüsusiyyətləri	13
6.1 Ümumi müddəalar	13
6.2 Sİ sistemlərinin tipik xüsusiyyətləri	13
6.2.1 Adaptivlik	13
6.2.2 Konstruktivlik.....	14
6.2.3 Koordinasiyalılıq	14
6.2.4 Dinamiklik	14
6.2.5 İzaholunanlıq	14
6.2.6 Diskriminativlik və ya generativlik.....	14
6.2.7 İntrospektivlik.....	14
6.2.8 Öyrədilmişlər və ya öyrədilənlər	15
6.2.9 Müxtəlif verilənlərin ehtiva edilməsi.....	15
6.3 Sİ sistemlərinin hesablama xüsusiyyətləri.....	15
6.3.1 Verilənlərə əsaslanan və ya biliklərə əsaslanan yanaşma.....	15
6.3.2 İnfrastruktur əsaslı yanaşma	16
6.3.3 Alqoritmdən asılı yanaşma.....	16
6.3.4 Çoxmərhələli və ya "girişdən-çıxışa" öyrənmə əsaslı yanaşma	17
7 Sİ ÜÇÜN HESABLAMA YANAŞMALARININ NÖVLƏRİ	18
7.1 Ümumi müddəalar	18
7.2 Biliyə əsaslanan yanaşmalar	19
7.3 Verilənlərə əsaslanan yanaşmalar	19
8 Sİ SİSTEMLƏRİ ÜÇÜN SEÇİLMİŞ ALQORİTMLƏR VƏ YANAŞMALAR.....	21
8.1 Ümumi müddəalar	21
8.2 Bilik mühəndisliyi və biliklərin təqdim olunması	21
8.2.1 Ümumi müddəalar	21
8.2.2 Ontologiya	21
8.2.2.1 Nəzəriyyələr və texnikalar	21
8.2.2.2 Əsas xüsusiyyətlər	22
8.2.2.3 Tipik tətbiq sahələri	22
8.2.3 Biliklər qrafı.....	22
8.2.3.1 Nəzəriyyələr və texnikalar	22

8.2.3.2	Əsas xüsusiyyətlər	22
8.2.3.3	Tipik tətbiq sahələri	24
8.2.4	Semantik (vəb) şəbəkə	24
8.2.4.1	Nəzəriyyələr və texnikalar	24
8.2.4.2	Əsas xüsusiyyətlər	24
8.2.4.3	Tipik tətbiq sahələri	25
8.3	Məntiq və əsaslandırma	25
8.3.1	Ümumi müddəalar	25
8.3.2	İnduktiv əsaslandırma	25
8.3.3	Deduktiv nəticə çıxarma	26
8.3.4	Hipotetik əsaslandırma	27
8.3.5	Bayes üzrə nəticə çıxarma	28
8.4	Maşın öyrənməsi	29
8.4.1	Ümumi müddəalar	29
8.4.2	Qərarlar ağacı	29
8.4.2.1	Nəzəriyyələr və texnikalar	29
8.4.2.2	Əsas xüsusiyyətlər	30
8.4.2.3	Tipik tətbiq sahələri	30
8.4.3	Təsadüfi meşə	30
8.4.3.1	Nəzəriyyələr və texnikalar	31
8.4.3.2	Əsas xüsusiyyətlər	31
8.4.3.3	Tipik tətbiq sahələri	31
8.4.4	Xətti reqressiya	32
8.4.4.1	Nəzəriyyələr və texnikalar	32
8.4.4.2	Əsas xüsusiyyətlər	32
8.4.4.3	Tipik tətbiq sahələri	32
8.4.5	Logistik reqressiya	32
8.4.5.1	Nəzəriyyələr və texnikalar	33
8.4.5.2	Əsas xüsusiyyətlər	33
8.4.6	K - ən yaxın qonşu	33
8.4.6.1	Nəzəriyyələr və texnikalar	33
8.4.6.2	Əsas xüsusiyyətlər	33
8.4.6.3	Tipik tətbiqlər	34
8.4.7	Naïve Bayes	34
8.4.7.1	Nəzəriyyələr və texnikalar	34
8.4.7.2	Əsas xüsusiyyətlər	34
8.4.7.3	Tipik tətbiqlər	34
8.4.8	İrəli yayılma neyron şəbəkəsi	35
8.4.8.1	Nəzəriyyələr və texnikalar	35
8.4.8.2	Əsas xüsusiyyətlər	35
8.4.9	Rekurrent neyron şəbəkələri	35
8.4.9.1	Nəzəriyyələr və texnikalar	35

AZS ISO/IEC TR 24372:2023

8.4.9.2. Əsas xüsusiyyətlər.....	36
8.4.9.3 Tipik tətbiqlər.....	37
8.4.10 Uzun qısamüddətli yaddaş şəbəkələri.....	37
8.4.10.1 Nəzəriyyələr və texnikalar.....	37
8.4.10.2 Əsas xüsusiyyətlər.....	37
8.4.10.3 Tipik tətbiqlər.....	37
8.4.11 Konvolyusiyalı neyron şəbəkəsi.....	37
8.4.11.1 Nəzəriyyələr və texnikalar.....	37
8.4.11.2 Əsas xüsusiyyətlər.....	38
8.4.11.3 Tipik tətbiqlər.....	38
8.4.12 Generativ rəqib şəbəkə.....	39
8.4.12.1 Nəzəriyyələr və texnikalar.....	39
8.4.12.2 Əsas xüsusiyyətlər.....	39
8.4.12.3 Tipik tətbiqlər.....	39
8.4.13 Transfer öyrənmə.....	39
8.4.13.1 Nəzəriyyələr və texnikalar.....	39
8.4.13.2 Əsas xüsusiyyətlər.....	39
8.4.13.3 Tipik tətbiqlər.....	40
8.4.14 Çevirici əsaslı iki istiqamətli koderlərin təqdimatları.....	40
8.4.14.1 Nəzəriyyələr və texnikalar.....	40
8.4.14.2 Əsas xüsusiyyətlər.....	40
8.4.14.3 Tipik tətbiqlər.....	41
8.4.15 XLNet.....	41
8.4.15.1 Nəzəriyyələr və texnikalar.....	41
8.4.15.2 Əsas xüsusiyyətlər.....	41
8.4.15.3 Tipik tətbiqlər.....	41
8.5 Metaevristika.....	42
8.5.1 Ümumi müddəalar.....	42
8.5.2 Genetik alqoritmlər.....	42
8.5.2.1 Nəzəriyyələr və texnikalar.....	42
8.5.2.2 Əsas xüsusiyyətlər.....	42
8.5.2.3 Tipik tətbiqlər.....	43
ƏDƏBİYYAT.....	44

ÖN SÖZ

ISO (Beynəlxalq Standartlaşdırma Təşkilatı) və IEC (Beynəlxalq Elektrotexniki Komissiya) dünya üzrə standartlaşdırma sahəsində ixtisaslaşmış sistemi formalaşdırır. ISO və ya IEC üzvü olan milli orqanlar texniki fəaliyyətin konkret sahələri ilə məşğul olmaq üçün müvafiq təşkilat tərəfindən yaradılmış texniki komitələr vasitəsilə beynəlxalq standartların hazırlanmasında iştirak edirlər. ISO və IEC texniki komitələri qarşılıqlı maraq doğuran sahələrdə əməkdaşlıq edirlər. ISO və IEC ilə əməkdaşlıq edən digər beynəlxalq təşkilatlar, dövlət və qeyri-hökumət təşkilatları da bu işdə iştirak edirlər.

Bu standartın hazırlanması üçün istifadə olunan və sonrakı texniki xidmət üçün nəzərdə tutulan prosedurlar ISO/IEC Direktivlərinin 1-ci hissəsində təsvir edilmişdir. Müxtəlif növ sənədlər üçün tələb olunan fərqli təsdiq meyarlarına xüsusilə diqqət yetirilməlidir. Bu sənəd ISO/IEC Direktivlərinin 2-ci hissəsində (www.iso.org/directives və ya www.iec.ch/members_experts/refdocs) verilmiş qaydalara uyğun olaraq hazırlanmışdır.

Bu sənədin bəzi elementləri patent hüquqlarının predmeti ola bilər. ISO və IEC bu patent hüquqlarının hər hansı birinin və ya hamısının müəyyən edilməsinə görə məsuliyyət daşımır. Sənədin hazırlanması zamanı müəyyən edilmiş patent hüquqlarının təfərrüatları Girişdə və/və ya ISO və IEC təşkilatlarının internet informasiya ehtiyatında qeydə alınmış patent bəyannamələrinin siyahısında (www.iso.org/patents və patents.iec.ch) təqdim olunur.

Bu sənəddə istifadə olunan ticarət adları istifadəçilərin rahatlığı üçün təqdim olunan məlumatdır və tövsiyə xarakteri daşımır.

Standartların könüllü xarakter daşması, uyğunluğun qiymətləndirilməsi üzrə ISO-nun xüsusi termin və ifadələrinin mənası ilə bağlı izahlar, eləcə də Ticarətdə Texniki Maneələrin (Technical Barriers to Trade, TBT) aradan qaldırılması ilə əlaqədar ISO-nun Ümumdünya Ticarət Təşkilatının (ÜTT) prinsiplərinə sadiqliyi haqqında məlumat "www.iso.org/iso/foreword.html", IEC ilə bağlı isə "www.iec.ch/understanding-standards" internet informasiya ehtiyatından əldə edilə bilər.

Bu sənəd ISO/IEC JTC 1 "İnformasiya texnologiyaları" Birgə Texniki Komitəsinin "SC 42, Süni intellekt" Altkomitəsi tərəfindən hazırlanmışdır.

Bu sənədlə bağlı istənilən rəy və suallar milli standartlar üzrə quruma yönəldilməlidir. Bu qurumların tam siyahısı ilə "www.iso.org/members.html" və "www.iec.ch/national-committees" internet informasiya ehtiyatlarında tanış olmaq olar.

GİRİŞ

Son illərdə avadılıqların hesablama gücünü (məhsuldarlığını), məlumatların saxlanma imkanlarını və şəbəkələrin ötürmə qabiliyyətini yüksəldən proqram və aparat təminatının sürətli inkişafı nəticəsində süni intellektə (Sİ) əsaslanan məhsullar, sistemlər və həllər daha geniş yayılmışdır. Bu standartda Sİ sistemləri üçün hesablama metodları və yanaşmalarından bəhs olunur. ISO/IEC 22989, ISO/IEC 23053 və ISO/IEC TR 24030 standartlarına əsaslanan bu standart Sİ sistemlərinin xüsusiyyətlərini və onlar üçün hesablama yanaşmalarını təsvir edir. Sİ sistemlərində hesablama yanaşmalarının təqdimatı həm maşın öyrənməsi, həm də maşın öyrənməsinə əsaslanmayan üsulları ehtiva edir. Sİ-də istifadə olunan ən son metodları əks etdirmək üçün bu sənəd aşağıdakı kimi strukturlaşdırılmışdır:

- Maddə 5-də Sİ sistemləri üçün hesablama yanaşmalarının ümumi təsviri təqdim edilir;
- Maddə 6-da Sİ sistemlərinin əsas xüsusiyyətlərindən bəhs edilir;
- Maddə 7-də biliklərə və verilənlərə əsaslanan yanaşmalar da daxil olmaqla hesablama yanaşmalarının ümumi təsnifatı təqdim edilir;
- Maddə 8-də əsas nəzəriyyələr və texnikalar, başlıca xüsusiyyətlər və tipik tətbiqlər daxil olmaqla, Sİ sistemlərində istifadə edilən bəzi (seçilmiş) alqoritmlər barədə məlumat verir.

Sİ sistemlərində istifadə edilən müxtəlif texnologiyaların icmalını təqdim edən bu standart istifadəçilərə Sİ sistemləri üçün hesablama xüsusiyyətlərini və yanaşmaları anlamağa kömək etmək məqsədi daşıyır.

AZƏRBAYCAN RESPUBLİKASININ DÖVLƏT STANDARTI

İnformasiya texnologiyaları — Süni intellekt (Sİ) —
Sİ sistemləri üçün hesablama yanaşmalarının icmalı

AZE ISO/IEC 24372:2023

Information technology — Artificial intelligence (AI) —
Overview of computational approaches for AI systems

Tətbiq edilmə tarixi 2023-cü il

1 TƏTBİQ SAHƏSİ

Bu standartda Sİ sistemləri üçün ən müasir hesablama yanaşmalarının icmalı təqdim edilir, eyni zamanda ISO/IEC TR 24030 standartında öz əksini tapmış istifadə hallarına istinad etməklə a) Sİ sistemlərinin əsas hesablama xüsusiyyətləri; b) Sİ sistemlərində istifadə olunan əsas alqoritmlər və yanaşmalar təsvir edilir.

2 NORMATİV İSTİNADLAR

Aşağıdakı sənədlərə istinad onların məzmununun tam və ya qismən bu sənədin tələblərini əks etdirəcək şəkildə edilmişdir. Tarix qeyd edilmiş istinadlarda yalnız istinad olunan nəşrlər istifadə edilir. Tarix qeyd edilməmiş istinadlarda istinad olunan sənədin (dəyişikliklər daxil olmaqla) sonuncu nəşri istifadə edilir.

ISO/IEC 22989, *İnformasiya texnologiyaları — Süni intellekt — Süni intellektə dair anlayışlar və terminologiya*

ISO/IEC 23053, *Maşın öyrənməsindən (ML) istifadə edən süni intellekt (Sİ) sistemlərinin konsepsiyası*

3 TERMİNLƏR VƏ ANLAYIŞLAR

Bu sənədin məqsədləri üçün ISO/IEC 22989 və ISO/IEC 23053 standartlarında, habelə aşağıda verilmiş terminlər və təriflər istifadə edilir.

Beynəlxalq Standartlaşdırma Təşkilatı (ISO) və Beynəlxalq Elektrotexniki Komissiyanın (IEC) standartlaşdırmada istifadə üçün terminoloji məlumat bazaları aşağıdakı ünvanlarda saxlanılır:

- ISO onlayn axtarış platforması: <https://www.iso.org/obp>
- IEC Elektropediya: <https://www.electropedia.org/>

3.1

evristik axtarış

təcrübə və mühakiməyə əsaslanan, müvəffəqiyyət zəmanəti olmadan məqbul nəticələr əldə etmək üçün istifadə olunan axtarış

AZS ISO/IEC TR 24372:2023

[MƏNBƏ: ISO/IEC 2382:2015, 2123854, düzəliş — Qeydlər silinib.]

3.2

qeyri-səlis məntiq

qeyri-səlis çoxluqlar məntiqi

faktlara, nəticə çıxarma qaydalarına və kvantorlara əminlik əmsallarının verildiyi qeyri-klassik məntiq

[MƏNBƏ: ISO/IEC 2382:2015, 2123795, düzəliş — Qeydlər silinib.]

3.3

generator

adətən diskriminator tərəfindən klassifikasiya olunan nümunələri generasiya edən neyron şəbəkəsi

Qeyd 1: Generatorlar əsas etibarilə generativ rəqib şəbəkələr kontekstində əksini tapır.

3.4

diskriminator

adətən generator tərəfindən yaradılan nümunələri klassifikasiya edən neyron şəbəkəsi

Qeyd 1: Diskriminatorlar əsas etibarilə generativ rəqib şəbəkələr kontekstində əksini tapır.

3.5

generativ rəqib şəbəkə

GAN

modelin məhsuldarlığını artırmaq üçün rəqabət aparan bir və ya daha çox generator və bir və ya daha çox diskriminatordan ibarət neyron şəbəkəsi arxitekturası

3.6

platforma

proqramın icra olunduğu əməliyyat mühitini təşkil edən əməliyyat sistemi və aparat təminatının kombinasiyası

[MƏNBƏ: ISO/IEC/IEEE 26513:2017, 3.30]

3.7

perseptron

giriş qiymətlərinin xətti kombinasiyasına monoton funksiya tətbiq etməklə və səhvlərin korreksiyası əsasında öyrənmə ilə müəyyən edilən ikilik (binar) və ya kəsilməz qiymətli bir süni çıxış neyronundan ibarət neyron şəbəkəsi

Qeyd 1: Perseptron hiperüstəvi ilə ayrılan iki qərar sahəsi formalaşdırır.

Qeyd 2: İkilik (binar) giriş qiymətləri üçün perseptron qeyri-ekvivalentlik əməliyyatını (EXCLUSIVE OR, XOR) həyata keçirə bilməz.

[MƏNBƏ: ISO/IEC 2382:2015, 2120656, düzəliş — terminə dəyişiklik edilib, tərifi "və ya kəsilməz" əlavə edilib, habelə Qeyd 3 və 4 silinib.]

4 QISALTMALAR

AI	artificial intelligence	süni intellekt
ASIC	application-specific integrated circuit	xüsusi inteqral sxem (tətbiq yönümlü inteqral sxem)
BERT	bidirectional encoder representations from transformers	çevirici əsaslı iki istiqamətli koderlərin (kodlayıcıların) təqdimatları
BPTT	back propagation through time	zaman üzrə geriye yayılma
CNN	convolutional neural network	konvolyusiyalı (bürünmə) neyron şəbəkəsi
CPU	central processing unit	mərkəzi prosessor
DAG	directed acyclic graph	istiqamətləndirilmiş asiklik qraf
DNN	deep neural network	dərin neyron şəbəkəsi
ERM	empirical risk minimization	empirik riskin minimallaşdırılması
FFNN	feedforward neural network	irəli yayılma neyron şəbəkəsi
FPGA	field programmable gate array	proqramlaşdırılan inteqral sxem
GDM	gradient descent method	qradiyent enişi metodu
GPU	graphics processing unit	qrafik prosessor
GPT	generative pre-training	generativ ilkin təlim
IoT	internet of things	eşyaların interneti
KG	knowledge graph	biliklər qrafı
KNN	k-nearest neighbour	k-ən yaxın qonşu
LSTM	long short-term memory	uzun və qısamüddətli yaddaş
MFCC	Mel-frequency cepstrum coefficient	Mel tezlikli keprstral əmsal
MLM	masked language model	maskalanmış dil modeli
NER	named entity recognition	adlandırılmış obyektlərin tanınması
NLP	natural language processing	təbii dil emalı
NSP	next sentence prediction	növbəti cümlənin proqnozlaşdırılması
OWL	web ontology language	vəb-ontologiya dili
QA	question answering	sualların cavablandırılması
RDF	resource description framework	resursların təsviri sxemi
RNN	recurrent neural network	rekurrent neyron şəbəkəsi
RTRL	real-time recurrent learning	real zaman rejimində rekurrent öyrənmə
SPARQL	SPARQL protocol and RDF query language	SPARQL protokolu və RDF sorğu dili

SQL	structured query language	strukturlaşdırılmış sorğu dili
SRM	structure risk minimization	riskin struktur minimallaşdırılması
SVM	support vector machine	dəstək vektoru maşını
URI	uniform resource identifier	vahid resurs identifikatoru
XML	extensible markup language	genişləndirilə bilən işarələmə dili

5 ÜMUMİ MÜDDƏALAR

Hesablama yanaşmaları sahəsində əldə olunan irəliləyişlər Sİ-nin müxtəlif tapşırıqları yerinə yetirə bilməsi istiqamətində inkişafı üçün mühüm hərəkətverici qüvvədir. İlk Sİ metodları əsasən qaydalara və biliyə əsaslanırdı. Son zamanlar neyron şəbəkələri kimi verilənlərə əsaslanan metodlar ön plana çıxıb. Sİ üçün hesablama yanaşmalarının sənayedə və elmi fəaliyyət sahəsində inkişafı davam edir və onlar Sİ sistemlərində nəzərə alınan mühüm amildir.

Sİ sistemləri üçün hesablama yanaşmaları çox vaxt müxtəlif meyarlara görə kateqoriyalara ayrılır. Belə kateqoriyalaşdırma meyarlarından biri Sİ sisteminin təyinatı ilə əlaqəlidir. Təyinatla görə aparılan bu kateqoriyalaşdırma Sİ [1] üzrə tədqiqatlara əsaslanır və geniş yayılmış növlərin nümunəvi kateqoriyalaşdırılmasını ehtiva edir.

- a) Axtarış metodları. Bu yanaşmaları da müxtəlif axtarış növlərinə bölmək olar: klassik, təkmil axtarış alqoritmləri, rəqib axtarış və məhdudiyətlərin təmin edilməsi.
- 1) Klassik axtarış alqoritmləri məsələləri müəyyən vəziyyətlər fəzasında axtarış aparmaqla həll edir və onlar qeyri-informativ ("kor") axtarış və axtarışın idarə edilməsi və sürətləndirilməsi üçün empirik qaydanın tətbiq olunduğu evristik axtarış kateqoriyalarına bölünə bilər.
 - 2) Təkmil axtarış alqoritmlərinə lokal altfəzədə axtarış aparın, deterministik olmayan, axtarış fəzasının qismən müşahidəsi ilə axtarış aparın alqoritmlər və axtarış alqoritmlərinin onlayn versiyaları daxildir.
 - 3) Rəqib axtarış alqoritmləri rəqibin olduğu şəraitdə axtarış aparır və əsasən oyunlarda istifadə olunur. Bunlara alfa-beta budaması kimi tanınmış alqoritmlər, həmçinin stoxastik və qismən müşahidə oluna bilən variasiyalar daxildir.
 - 4) Məhdudiyətlərin təmin edilməsi məsələləri məsələnin hər dəyişəni bütün məhdudiyətləri təmin edən qiymətə malik olduqda həll edilir.
- b) Məntiq, planlaşdırma və biliklər. Bu yanaşmaları da üç növə bölmək olar: məntiq, planlaşdırma və vəziyyətlər fəzasında axtarış, biliklərin təqdimatı.
- 1) Məntiq (məsələn, müləhizələr məntiqi və birinci tərtib məntiq) klassik Sİ-də biliklərin təqdim edilməsi üçün istifadə olunur. Belə hesablama sistemlərində məsələlərin həlli üçün "rezolyusiya" alqoritmlərindən istifadə edərək məntiqi nəticə çıxarma nəzərdə tutulur.
 - 2) Klassik Sİ sistemlərində planlaşdırma real aləmdə planlaşdırma məsələlərinin həlli üçün müəyyən vəziyyətlər fəzasında axtarış aparılmasını, eləcə də alqoritmik genişləndirmələri əhatə edir. Real aləmdə planlaşdırma məsələlərinin mürəkkəbliyini aradan qaldırmaq üçün nəzərdə tutulan metodlara vaxt və resurs məhdudiyətlərinin tətbiqi, məsələlərin əvvəlcə mücərrəd, sonra isə təfərrüatlı şəkildə həll edildiyi iyerarxik planlaşdırma,

qeyri-müəyyənlikləri idarə edən və habelə sistemdəki digər agentlərlə qarşılıqlı əlaqədə olan çoxagentli sistemlər daxildir.

- 3) Biliklərin təqdimatı predikatlar məntiqindən istifadə edərək biliyin təsviri, "əgər-onda" ("if-then") qaydalarının generasiyası və biliklərin freym şəklində təqdimi üçün bir növ verilənlər strukturudur.
- c) Qeyri-müəyyən bilik və mülahizələr. Bu sahə ilə əlaqədar yanaşmalar potensial olaraq çatışmayan, qeyri-müəyyən və ya natamam biliklərlə məşğul olur. Bu yanaşmalarda anlamları təqdim etmək üçün adətən ya ehtimaldan, ya da qeyri-səlis məntiqdən istifadə edilir. Ehtimalla əsaslanan hesablama sistemləri Bayes qaydası, Bayes şəbəkələri və ya (zamandan asılı situasiyalarda) gizli Markov modelləri və ya Kalman filtrlərindən istifadə edir. Qərar qəbul etmə üçün digər növ hesablama yanaşmalarından, o cümlədən fayda nəzəriyyəsinə və qərar şəbəkələrinə əsaslanan yanaşmalardan istifadə olunur.
- d) Öyrənmə. Bu sahə ilə əlaqədar hesablama yanaşmaları kompüterin insan kimi öyrənməsini təmin etmək məsələsini həll edir. Yanaşmaları nümunələr əsasında öyrənmə, biliyə əsaslanan öyrənmə, ehtimallı öyrənmə, möhkəmləndirici öyrənmə, dərin öyrənmə yanaşmaları, generativ rəqib şəbəkələr (GAN) və digər öyrənmə yanaşmalarına görə qruplaşdırmaq olar.
 - 1) Nümunələr əsasında öyrənmə nişanlanmış verilənlərdən istifadə etməklə maşın öyrənməsi modelini öyrənən müəllimlə öyrənmə yanaşmalarını əhatə edir. Bura qərarlar ağacı, xətti və logistik regressiya yanaşmaları, süni neyron şəbəkələri, qeyri-parametrik yanaşmalar (məsələn, k-ən yaxın qonşu (KNN)), dəstək vektoru maşını (SVM) və ansambl öyrənmə metodları (məsələn, "bagging", "boosting" və "təsadüfi meşə" variantları) kimi metodlar daxildir.
 - 2) Biliklərə əsaslanan öyrənmə yanaşmalarına məntiqə əsaslanan yanaşmalar, izaha əsaslanan öyrənmə və induktiv məntiqi proqramlaşdırma daxildir.
 - 3) Ehtimallı öyrənmə Bayes metodları və gözləmənin maksimallaşdırılması metodları kimi hesablama yanaşmalarını əhatə edir.
 - 4) Möhkəmləndirici öyrənmə geri-dönüş rəyi alan, qərarlar qəbul edən və ümumi "mükafat" funksiyasını maksimallaşdırmağa imkan verən şəraitdə fəaliyyət göstərən hesablama sistemlərini əhatə edir. Geniş yayılmış alqoritmlərə zaman fərqləri əsasında öyrənmə və Q-öyrənmə aiddir.
 - 5) Dərin öyrənmə neyron şəbəkələri yanaşmaları bir çox gizli layları olan müasir hesablama yanaşmalarını, o cümlədən dərin irəli yayılma şəbəkələri, tənzimləmə, müasir optimallaşdırma metodları, konvolyusiyalı neyron şəbəkələri (CNN), habelə uzun və qısamüddətli yaddaş (LSTM) şəbəkələri kimi ardıcıl öyrənmə metodlarını əhatə edir.
 - 6) Generativ rəqib şəbəkələr (GAN) iki rəqib şəbəkə ehtiva edir: generator və diskriminator. Generator nümunələr yaradır, diskriminator isə hər bir nümunəni həqiqi və ya saxta nümunə kimi klassifikasiya edir. Bu iterativ prosesdən sonra öyrədilmiş generatorları süni təsvirlərin yaradılması kimi tətbiqlərdə istifadə etmək olar.
 - 7) Digər öyrənmə yanaşmalarına verilənlər çoxluğunun təbii strukturunun müəyyən edilməsi nəzərdə tutulan müəllimsiz öyrənmə; qismən nişanlanmış verilənlər çoxluğunun işlənilməsinə aid olan yarı müəllim qismən cəlb olunmaqla öyrənmə; verilənlər daxil olduqca öyrənməyə davam edən onlayn öyrənmə alqoritmləri; şəbəkələr və relyasiyalı öyrənmə, ranqlama və üstünlüklər üzrə öyrənmə, təmsil etmə üzrə öyrənmə, transfer öyrənmə və aktiv öyrənmə daxildir.
- e) Nəticə çıxarma. Bu yanaşmalar parametrlərin qiymətləndirilməsi və ya öyrənilmiş, əldə

edilmiş və ya müəyyən edilmiş parametrlərin aspektlərinin qiymətləndirilməsi (yaxud onların əsasında yeni və ya müşahidə olunmayan verilənlərin klassifikasiyası) üçün Sİ sisteminin tətbiqini ehtiva edir. Bayesə görə nəticə çıxarma Bayes nöqtəyi-nəzərindən statistik nəticələrin əldə edilməsi prosesidir. Variasiyalı nəticə çıxarma kimi tanınan aproksimasiyalı nəticələrin çıxarılması statistik göstəricilərin ən yaxşı aproksimasiyasını seçməklə bu məsələni həll edir. Monte Karlo alqoritmləri çətin normallaşdırılan məlum paylanmadan nümunələr generasiya edir, sonra isə generasiya edilmiş nümunələrdən statistik nəticələr çıxarır. Səbəb əsasında nəticə çıxarma müşahidə olunan verilənlərdə səbəb əlaqələri haqqında nəticələrin çıxarılmasını əhatə edir.

- f) Ölçülərin azaldılması. Bu hesablama yanaşmaları verilənlərin təqdimi üçün yeni daha az sayda atributları müəyyən edən ölçülərin azaldılması (əlamətlərin çıxarılması) alqoritmləri vasitəsilə və ya ən uyğun atributların altçoxluluğunu seçən əlamətlərin seçilməsi üsulu vasitəsilə verilənlərin ölçülərinin sayının azaldılmasını əhatə edir.
- g) Ünsiyyət, qavrama və hərəkət. Bu sahələrdə hesablama yanaşmaları təbii dil emalı (NLP) (o cümlədən dilin modelləşdirilməsi, mətnin klassifikasiyası, informasiyanın əldə edilməsi (axtarışı), informasiyanın çıxarılması, sintaktik təhlil, maşın tərcüməsi və nitqin tanınması), kompüter görməsi (o cümlədən təsvirlərin emalı və obyektlərin tanınması) və robotexnika sahələri ilə əlaqəlidir.

Bu kateqoriyalar və altkateqoriyalar biri digərini istisna etmir. Məsələn, dərin öyrənmə yanaşmaları [d)5]) müəllimlə [d)1]) və ya müəllimsiz öyrənmə tipli ola bilər [d)7]), möhkəmləndirici öyrənməyə [d)4]) dərin öyrənmə ilə nail olmaq mümkündür [d)5]), maşın tərcüməsi və ya obyektlərin tanınması üçün yanaşmalar isə [g]) öyrənmə yanaşmaları [d]) ola bilər.

ISO/IEC 22989 standartında Sİ üçün hesablama yanaşmalarına aid anlayışlar və terminologiya müəyyən edilir. ISO/IEC 23053 standartı maşın öyrənməsi alqoritmlərini, optimallaşdırma alqoritmlərini və maşın öyrənməsi metodlarını əhatə edən maşın öyrənməsindən istifadə edən Sİ sistemləri üçün çərçivə (bazanı) təmin edir. ISO/IEC TR 24030 standartında Sİ istifadə variantları toplanılaraq təhlil edilir.

6 Sİ sistemlərinin əsas xüsusiyyətləri

6.1 Ümumi müddəalar

Sİ sistemlərinin hamısı maşın öyrənməsi və ya neyron şəbəkələrinə əsaslanır. Sİ sistemlərinin əhatə genişliyini nümayiş etdirmək üçün Sİ sistemlərinin tez-tez rast gəlinən bəzi xüsusiyyətləri 6.2-ci və 6.3-cü bəndlərdə təsvir edilmişdir. Həmin xüsusiyyətlər geniş konseptual xarakter daşıyır və konkret metodologiya və ya arxitekturaya bağlı deyil. Bütövlükdə bu xüsusiyyətlər Sİ sistemlərini qeyri-Sİ sistemlərindən fərqləndirir.

Sİ sistemlərinin bəzi xüsusiyyətləri ümumi xarakter daşıyır və geniş şəkildə müxtəlif istifadə variantlarına tətbiq olunur. Digərləri konkret sahədə az saylı istifadə variantları üçün nəzərdə tutulmuşdur. Bu bölmədə Sİ sistemlərinin xüsusiyyətlərinin siyahısı təqdim edilir. Həmin siyahı tam deyil, lakin bir çox Sİ sistemlərinə xas olan atributları ehtiva edir. Siyahı konkret əsas baza texnologiyaları (məsələn, neyron şəbəkələrindən istifadə etməklə qurulan Sİ sistemləri) ilə məhdudlaşmasa da, dinamik Sİ sistemlərinin bütün növlərini əhatə etmir.

6.2 Sİ sistemlərinin tipik xüsusiyyətləri

6.2.1 Adaptivlik

Bəzi Sİ sistemləri sistemin özündə və quraşdırıldığı (tətbiq edildiyi) mühitdə baş verən müxtəlif dəyişikliklərə uyğunlaşır. Bu cür adaptivlik bir çox amillərdən, o cümlədən sistemin tətbiq sahəsindəki verilənlərdən, sistemin arxitekturasından və ya tətbiq edildiyi zaman qəbul edilən digər texniki qərarlardan asılıdır.

Sİ sistemləri çox vaxt yüksək məhsuldarlıqlı hesablama resurslarına və digər resurslara çıxışı olan server tərəfinin "bulud" hesablamaları mühitlərində işləyir. Qrafik prosessorlarda (GPU) və çoxnövəli mərkəzi prosessorlarda (CPU) ümumi təyinatlı hesablamalar yerinə yetirən və ya konkret tətbiqlər üçün prosessor və sürətləndiricilərdə Sİ-nin emalını təmin edən əşyaların interneti (IoT) sistemləri inkişaf etdikcə, Sİ sistemlərinin adaptivlik qabiliyyəti IoT-un tətbiqinin aspektlərini, məsələn, verilənlərin praktiki olaraq real zamanda emalını, aşağı latentlik (gecikmələri) və enerji səmərəliliyi üçün optimallaşdırmanı əhatə edir.

6.2.2 Konstruktivlik

Bəzi Sİ sistemləri müəyyən edilmiş giriş meyarlarına əsasən statik və ya dinamik çıxış qiymətləri yaradır və ya generasiya edir. Bu, müəllimsiz öyrənmə və generativ öyrənməni də əhatə edən metodlara aiddir.

6.2.3 Koordinasiyalılıq

Bəzi Sİ sistemləri agentlərin hərəkətlərini koordinasiya edir. Agentlərin özü də müstəqil Sİ sistemləri ola bilər, lakin bu, mütləq belə olmalı deyil. Agentin davranışı, statik və dinamik üsullar da daxil olmaqla paralel məhdudiyyətlərlə tənzimləyə bilər. Koordinasiya ya sistemlər arasında birbaşa uyğunlaşdırma yolu ilə dəqiq ifadə olunmuş şəkildə, ya da ətraf mühitdəki dəyişikliklərə qeyri-əşkar şəkildə reaksiya verməklə özünü göstərə bilər.

6.2.4 Dinamiklik

Bəzi Sİ sistemləri xarici mənbələrin verilənləri əsasında dinamik qərar qəbul etmə imkanı nümayiş etdirir. Bu verilənlər mənbələri digər proqram platformalarından, fiziki mühitlərdən və ya digər mənbələrdən əldə oluna bilər.

6.2.5 İzaholunanlıq

Bəzi Sİ sistemləri qərar və ya nəticəyə nəyin səbəb olduğunu izah edən mexanizm təmin edir. Həmin nəticə fərqli formada, Sİ sisteminin layihələndirməsindən asılı olaraq aşkar və ya qeyri-aşkar ola bilər.

Nəticələri izah oluna bilən Sİ sistemləri etimadı doğrultma, dəqiqlik və səmərəlilik xüsusiyyətlərini artırır və ya tamamlaya bilər. İzaholunanlıq həm də maşın öyrənməsi modelinin məhsuldarlığını azaldan amillərin mahiyyətinin başa düşülməsini təmin etməklə modellərin məhsuldarlığını müqayisə etməyə və optimallaşdırmağa kömək edə bilər. İzaholunanlıq Sİ sistemlərində aldadıcı davranışa qarşı mühüm əks təsir kimi istifadə edilə bilər.

6.2.6 Diskriminativlik və ya generativlik

Bəzi süni intellekt sistemləri diskriminativdir və əsas etibarilə mümkün nəticələri (məsələn, apriori ehtimalları istisna etməklə) fərqləndirmək üçün nəzərdə tutulur. Digər tərəfdən, bəzi Sİ sistemləri generativdir və əsas etibarilə verilənlərin müvafiq aspektlərini (məsələn, apriori ehtimalları daxil etməklə) əks etdirmək üçün nəzərdə tutulmuşdur.

6.2.7 İntrospektivlik

Bəzi Sİ sistemləri tətbiq edildiyi mühitə uyğunlaşmaq və ya öz funksionallığı haqqında təsəvvürü təmin etmək üçün (məsələn, audit aparıldığı halda olduğu kimi) özü özünə nəzarət edir. Bu özünə nəzarət adaptiv, situasiyadan asılı, statik və sistemin arxitekturasından asılı olaraq müxtəlif formalarda ola bilər.

İntrospektiv Sİ sistemlərini dəstəkləmək üçün performans nəzarət funksiyası CPU, GPU və ya konkret tətbiq-yönlü prosessorun hesablama resursları, yaddaş və digər sistem resurslarından istifadəyə dair performans göstəricilərini toplayır və hesabat şəklində təqdim edir. Bu informasiya yaddaşın ayrılması, nüvənin konfigurasiyası və çoxprosessorlu və ya hibrid aparat təminatı sistemində yükün tarazlaşdırılması kimi Sİ sistem resurslarını tənzimləmək üçün istifadə edilə və həmçinin Sİ sisteminə maşın öyrənməsi modelinin təlimi və ya nəticə çıxarma üçün paralelləşdirmə və sürətləndirməni idarə etməyə imkan verə bilər.

6.2.8 Öyrədilmişlər və ya öyrədilənlər

Bəzi Sİ sistemləri quraşdırılmazdan əvvəl verilənlər çoxluğu üzərində öyrədilir və ya sistem istifadə edildikcə dinamik (adaptasiya ilə) təlimlənir. Bu xüsusiyyətlərə malik sistemlərin bir çox mümkün sistem arxitekturaları var (məsələn, neyron şəbəkələri, gizli Markov modelləri).

6.2.9 Müxtəlif verilənlərin ehtiva edilməsi

Bəzi Sİ sistemləri strukturlaşdırılmış və ya strukturlaşdırılmamış, statik və ya axın tipli böyük həcmdə heterogen verilənlərlə işləyir. Sİ sistemləri insanlara daha münasib və daha dəqiq qərarlar qəbul etməyə kömək məqsədilə informasiyanı müxtəlif verilənlər çoxluğundan əldə edə bilər.

6.3 Sİ sistemlərinin hesablama xüsusiyyətləri

6.3.1 Verilənlərə əsaslanan və ya biliklərə əsaslanan yanaşma

Sİ verilənlərə əsaslanan hesablama yanaşmalarının səciyyəvi xüsusiyyəti ondan ibarətdir ki, hesablama modeli bilik əldə etmək üçün bir və ya bir neçə mənbənin verilənləri üzərindən öyrədilir.

Sİ sistemlərində istifadə edilən verilənlərlə əlaqədar məsələlərə verilənlərin toplanılması, saxlanması və əlçatanlığının təmin edilməsi daxildir.

- Verilənlərin toplanılması. Öyrənmə üçün toplanılmalı olan verilənlərin növünü adətən Sİ tətbiqinin istifadə variantı (məqsədi) və tapşırıqları müəyyən edir. ISO/IEC 22989 və ISO/IEC 23053 standartlarında əks olunan tipik Sİ sistemi tapşırıqlarına klassifikasiya, kateqoriyalaşdırma, (konseptual) klasterizasiya, reqressiya, proqnozlaşdırma, optimallaşdırma, NLP (mətn və ya nitq), qavrama və sistemin və ya davranışın idarə edilməsi daxildir. Tətbiqdən və tapşırıqdan asılı olaraq Sİ sistemi tərtibatçıları təlim verilənlərini intellektual texniki avadanlıqlar (məsələn, smart qolbaq, smart saat, smartfon), IoT sensorları (məsələn, qravitasiya sensoru, temperatur sensoru, rütubət sensoru), kameralar, mikrofonlar və ya digər sensorlar vasitəsilə toplaya bilərlər.
- Verilənlərin saxlanması. Toplanmış verilənlər Sİ sisteminin tətbiqi proqram təminatına və tapşırığına uyğun formatda və strukturda saxlanılır. Saxlanma yanaşmaları və məhdudiyətləri təlim və qiymətləndirmə zamanı fərqlənə bilər. Bundan əlavə, paylanmış və paylaşılan saxlanma verilənlərin saxlanması üçün mühüm amil ola bilər.
- Verilənlərin əlçatanlığı. Sİ sistemlərində çox vaxt böyük həcmdə verilənlərə tez bir

zamanda çıxış və onların əldə edilməsi zərurəti yaranır. Verilənlərin paralel əlçatanlığı və şəbəkənin həddindən artıq yüklənməsi ilə əlaqədar problemləri həll etmək üçün çox vaxt yükün tarazlaşdırılması üsullarından istifadə olunur.

Qavramaya əsaslanan tapşırıqlar və tətbiqlərdən başqa, koqnitiv intellekt koqnitiv hesablamalarının sənaye bilikləri ilə inteqrasiya olunduğu SI sistemlərinin mühüm aspektinə çevrilmişdir. NLP və CG kimi texnikalardan istifadə edərək, SI sistemləri qeyri-aşkar bilikləri üzə çıxara və insan-müşahidəçilər tərəfindən asanlıqla aşkar edilməyən əlaqələr, məntiq və ya qanunauyğunluqlar haqqında təsəvvür formalaşdırma bilər.

MİSAL. Biliklər qrafından (KG) istifadə edərək, biznes proseslərinə dair toplanmış verilənləri təşkilati təcrübə və biliklərə çevirmək olar. Bu işə öz növbəsində təşkilatın müxtəlif şöbələri arasında kommunikasiya xərclərinin azaldılması üçün istifadə edilə bilər.

6.3.2 İnfrastruktur əsaslı yanaşma

SI sistemləri hesablama platformalarının konstruksiyasının optimallaşdırılması, mürəkkəb heterogen mühitlərdə hesablamaların səmərəliliyi, yüksək paralel və miqyasca genişlənən hesablama çərçivələri və SI tətbiqlərinin hesablama performansı kimi eyni zamanda meydana çıxan çətinliklərlə üzləşə bilər. Belə problemlərin mümkün həllərindən biri hesablama imkanları təmin etmək üçün güclü infraqurudardan istifadə etməkdir.

Belə infraqurudurlar sensor, server, şəbəkə, prosessor, yaddaş və digər elementlərdən ibarət ola bilər. Öyrənmə yanaşmalarında həm təlim, həm də mülahizələr üçün çox vaxt silikon əsaslı prosessorlardan istifadə olunur. Böyük həcmdə təlim verilənlərini və ya mürəkkəb DNN strukturlarını emal edərkən təlim prosesləri üçün adətən çoxprosessorlu sistemlərdə və ya prosessor və sürətləndirici klasterlərində böyük miqyaslı hesablamaların aparılması tələb olunur.

Təlim ilə müqayisədə nəticə çıxarma üçün daha az hesablama intensivliyinə ehtiyac olsa da, çoxsaylı matris əməliyyatları tələb oluna bilər. Təlim və nəticə çıxarma ənənəvi olaraq bulud serverlərində həyata keçirilir, lakin verilənlərin real vaxt rejimində emalı tələb olunan istifadə halları üçün nəticə çıxarma periferiya qurğularında həyata keçirilə bilər.

Texniki arxitekturadan asılı olaraq SI üçün silikon əsaslı prosessorlara ümumi təyinatlı prosessorlar (məsələn, CPU, GPU və FPGA), qismən fərdiləşdirilmiş FPGA əsaslı prosessorlar, tam fərdiləşdirilmiş ASIC prosessorları və "beyin kimi hesablama" prosessorları aiddir. Vizual emal blokları (prosessorları), dərin öyrənmə prosessorları, neyron şəbəkə prosessorları və konkret tətbiqi proqramlar üçün digər prosessorlar da müxtəlif SI ssenariləri və funksiyaları üçün uyğundur.

Xarici mühit haqqında tam məlumatlılığı təmin etmək üçün informasiyanın toplanması, emalı və ötürülməsi üçün mikroprosessorlu sensorlardan istifadə oluna bilər. Sensorların geniş miqyasda quraşdırılması və tətbiqi SI tətbiqlərində verilənlərin toplanmasını dəstəkləyə bilər. Bundan əlavə, ağıllı ev, ağıllı tibbi tətbiqlər və ağıllı təhlükəsizlik proqramları üçün sensorlara dair xüsusi tələblər müəyyən edilməlidir. SI tətbiqləri üçün intellektual sensorların işlənilməsi zamanı yüksək dəqiqlik, yüksək etibarlılıq, miniatürləşdirmə və inteqrasiya, habelə yüksək həssaslıq kimi mühüm amillər əsas götürülür.

6.3.3 Alqoritmdən asılı yanaşma

ISO/IEC 22989 standartında maşın öyrənməsi modelin parametrlərinin hesablama üsullarından istifadə edərək optimallaşdırılması prosesi kimi müəyyən edilir ki, bu halda

modelin davranışı verilənləri və ya təcrübəni əks etdirir. Maşın öyrənməsi metodları müşahidə edilən verilənlərdə və ya nümunələrdə obrazları (qanunauyğunluqları) tapır və aşkar ifadə olunmuş şəkildə proqramlaşdırma olmadan giriş verilənlər üzərində proqnozlaşdırma aparmaq üçün həmin obrazlardan istifadə edir. Maşın öyrənməsi metodları öyrənmə yanaşmalarındakı və hesablama mühitlərindəki fərqlərə əsasən qismən dəyişir.

Maşın öyrənməsi metodu üç əsas elementi ehtiva edir: itki (xəta) funksiyaları, öyrənmə meyarları və optimallaşdırma alqoritmi. Maşın öyrənməsi metodları arasındakı fərqlərə həmin elementlərin funksiyaları kimi baxmaq olar. Məsələn, perseptron, logistik reqressiya və dəstək vektoru maşını (SVM) kimi xətti klassifikasiya metodları öyrənmə meyarları və optimallaşdırma alqoritmləri ilə fərqlənir.

- a) İtki (xəta) funksiyası nöqtəyi-nəzərindən maşın öyrənməsi metodları xətti və qeyri-xətti kimi təsnif edilə bilər. Dayanıqlı metod üçün gözlənilən risk və ya xəta kiçik olmalıdır. Bu cür metodda proqnozlaşdırılan və faktiki verilənlər arasındakı fərqi kəmiyyətə qiymətləndirmək üçün itki funksiyasından istifadə olunur. Ümumi itki (xəta) funksiyalarına 0-1 itki funksiyası, kvadratik itki funksiyası, çarpaz entropiyalı itki funksiyası, “döngə” itki funksiyası, orta mütləq xəta üzrə itki funksiyası, Huber itki funksiyası, loqarifm itki funksiyası və kvantil itki funksiyası aiddir.

Bundan başqa, itki (xəta) funksiyalarının digər geniş kateqoriyalarına rəqəbləşdirə, paylanma, klassifikasiya və reqressiya daxildir.

- b) Müəllimlə öyrənmə meyarlarına empirik riskin minimallaşdırılması (ERM) və riskin struktur minimallaşdırılması (SRM) daxildir. ERM təlim verilənləri çoxluğunda orta itkini azaldır. SRM-də modelin imkanlarını məhdudlaşdırmaq üçün ERM əsasında parametrlərin tənzimlənməsini tətbiq etməklə həddən artıq təlimlənmə problemlərinin qarşısı alınır. Müəllimsiz öyrənmənin bir çox öyrənmə meyarları var. Məsələn, sıxlığın qiymətləndirilməsində çox vaxt həqiqətə maksimum uyğunluq metodu ilə qiymətləndirmə istifadə olunur, əlamətlərin müəllimsiz öyrənilməsində isə rekonstruksiya xətasının minimallaşdırılması istifadə olunur.
- c) Optimallaşdırma tapşırığı optimal maşın öyrənmə modelini tapmaq məqsədi daşıyır. Tapşırıq parametrlərin optimallaşdırılmasından və hiperparametrlərin optimallaşdırılmasından ibarətdir. Ümumi optimallaşdırma alqoritmlərinə qradiyent enişi metodu, erkən dayandırma, paket qradiyent enişi, stoxastik qradiyent enişi, mini-paket qradiyent enişi, impuls əmsalından, orta kvadratik yayılmadan və adaptiv moment optimallaşdırılmasından istifadə edən qradiyent enişi metodları daxildir.

Kütləvi verilənlərin emalı və biliklərin kompleks təhlili şəraitində böyük hesablama tapşırığı adətən daha kiçik hesablama tapşırıqlarına bölünür. Bu cür paylanmış hesablama mühitləri “bulud” hesablamaları, sərhəd hesablamaları və böyük verilənlər (big data) texnologiyalarına əsaslanır. Dərin öyrənmə mühiti dərin öyrənmə üçün əsas hesablama mühitidir və paylanmış öyrənməni dəstəkləmək üçün adətən neyron şəbəkəsi arxitekturası və sabit dərin öyrənmə interfeysini ehtiva edir. Bəzi mühitlər “bulud” hesablamaları platformaları və mobil qurğular kimi bir çox platformalara daşına bilər.

6.3.4 Çoxmərhləli və ya “girişdən-çıxışa” öyrənmə əsaslı yanaşma

Məsələnin mərhələlərlə həll edilməsi məqsədilə hissələrə bölündüyü çoxmərhləli öyrənmədən fərqli olaraq, “girişdən-çıxışa” öyrənmə metodu ilə məsələlər ehtiva edilir ki, nəticələr birbaşa giriş verilənlərindən əldə olunur.

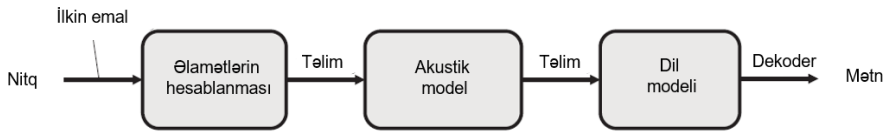
Maşın öyrənməsi prosesləri çox vaxt bir neçə müstəqil moduldan ibarət olur. Məsələn, tipik təbii dil emalı (NLP) tətbiqi seqmentləşdirmə, nitq hissəsinin etiketlenməsi, sintaktik təhlil,

Commented [LK1]: Ucdan-uca öyrənmə, sondan-sona öyrənmə, başdan-sona, kompleks öyrənmə, ... сквозное обучение, end-to-end learning

semantik təhlil və digər müstəqil mərhələləri əhatə edir. Hər bir mərhələ ayrıca bir tapşırığı təmsil edir, hər bir mərhələnin nəticələri növbəti mərhələyə və potensial olaraq bütün öyrənmə prosesinə təsir göstərir.

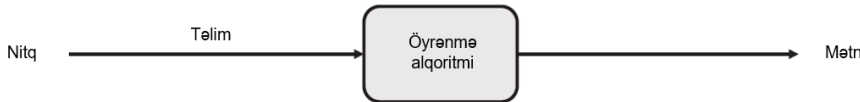
“Girişdən-çıxışa” öyrənmə metodunda dərin öyrənmədə olduğu kimi, proqnozlaşdırmanın nəticəsi bilavasitə girişdən çıxışa əldə edilir. Adətən, xətalər şəbəkənin hər bir layında geriye yayılma yolu ilə ötürülür. Hər bir layın qiymətləri şəbəkə konvergent olana və ya arzuolunan performansla nail olana qədər bu cür xətalara uyğun olaraq korrekte olunaraq tənzimlənir. Bu cür “girişdən-çıxışa” öyrənmə proseslərində hər bir müstəqil öyrənmə tapşırığından əvvəl verilənlərin nişanlanması artıq tələb olunmur.

Nitqin tanınması misalının təmsalında, Şəkil 1-də göstərilirdiyi kimi nitqin çoxmərhələli tanınmasında nitq öncə nitqin əlamətlər vektorlarına (məsələn, Mel tezlikli kepsral əmsal (MFCC) əlamətlərinə) çevrilir, daha sonra vektor qrupları maşın öyrənməsindən istifadə edərək müxtəlif fonemlərə klassifikasiya edilir və yekun olaraq orijinal mətnlər maksimum ehtimalla fonemlər vasitəsilə bərpa olunur. Bu prosesdə əlamətlərin hesablanması nəticəsində alınan əlamət vektorları və fonemlər akustik model vasitəsilə emal olunur. Akustik model və dil modeli ayrıca öyrədilir.



Şəkil 1 — Çoxmərhələli öyrənmə əsasında nitqin tanınması

Şəkil 2-də göstərilirdiyi kimi “girişdən-çıxışa” öyrənmə əsasında nitqin tanınması üçün əlamətlərin çıxarılmasından fonemlərin ifadə edilməsinə qədər bütün proses birbaşa dərin neyron şəbəkəsi (DNN) vasitəsilə tamamlana bilər. Tanınma prosesinin başlanğıcında kifayət qədər nişanlanmış təlim verilənləri, o cümlədən səs və mətn verilənləri cütlükləri ilə “girişdən-çıxışa” öyrənmə əsasında nitqin tanınması yaxşı nəticə göstərə bilər.



Şəkil 2 — “Girişdən-çıxışa” öyrənmə əsasında nitqin tanınması

7 Sİ ÜÇÜN HESABLAMA YANAŞMALARININ NÖVLƏRİ

7.1 Ümumi müddəalar

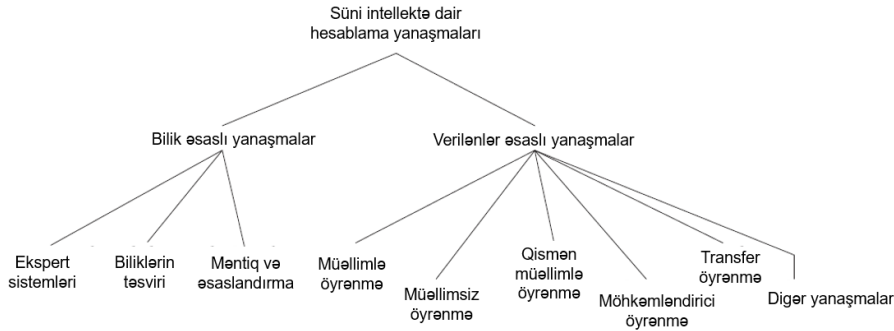
Sİ üçün hesablama yanaşmalarını biliyə əsaslanan və verilənlərə əsaslanan yanaşmalara bölmək olar.

Biliyə əsaslanan Sİ hesablama yanaşmaları başlıca olaraq bir sıra qaydalara əsaslanan metodlardan ibarətdir. Nümunə olaraq ekspert sistemini götürsək, öyrənmə, əsaslandırma

və istifadə hallarından asılı olaraq qərarların qəbulu konseptuallaşdırılmış obyektlər çoxluğu və “əgər-onda” (“if-then”) məntiqi qaydaları vasitəsilə reallaşdırılır. Ekspert sistemini dəstəkləmək üçün konkret sahələr üzrə ekspertlərin əhatəli dərin biliklərini özündə ehtiva edən böyük biliklər bazasından istifadə olunur.

Bunun əksinə olaraq, verilənlərə əsaslanan Sİ hesablama yanaşmaları insan təfəkkürü və qərar qəbuletmə proseslərinin imitasiyası üçün alqoritmlərin emal etdiyi fundamental resurslar qismində böyük həcmli verilənlərdən istifadə edir. Verilənlərə əsaslanan tipik hesablama yanaşmalarına (xətti və ya loqistik reqressiya metodlarına bölünən) maşın öyrənməsi, qrafik ehtimal modeli, qərarlar ağacı, neyron şəbəkələri və digər yanaşmalar aiddir.

Şəkil 3-də Sİ üçün hesablama yanaşmalarının bölgüsü göstərilir.



Şəkil 3 — Sİ üçün hesablama yanaşmaları

7.2 Biliyə əsaslanan yanaşmalar

Biliyə əsaslanan yanaşmalar simvollar və məntiqi qaydalardan istifadə etməklə insan zəkasının funksiyalarını təqlid edir. İnsanın koqnitiv proseslərinə simvolik əməliyyat prosesi kimi yanaşılır. Bu yanaşmada iki əsas fərziyyə var:

- informasiya simvollar şəklində təqdim olunur;
- simvollar üzərində aşkar ifadə olunmuş qaydalara əsasən (məsələn, məntiqi əməliyyatlarla) manipulyasiya aparılır.

7.3 Verilənlərə əsaslanan yanaşmalar

Verilənlərə əsaslanan yanaşmalar öz süni intellekt (AI) hesablama modelindəki verilənlərə əsaslanır. Müxtəlif maşın öyrənməsi yanaşmaları ISO/IEC 23053 standartında təsvir olunduğu kimi müxtəlif növ verilənlərlə əlaqəlidir. Həmin yanaşmalar müəllimlə öyrənmə, müəllimsiz öyrənmə, qismən müəllimlə öyrənmə, möhkəmləndirici öyrənmə, hibrid öyrənmə, statistik nəticə çıxarma, çoxtapşırıqlı öyrənmə, aktiv öyrənmə, transfer öyrənmə, ansambl öyrənmə və onlayn öyrənməni ehtiva edir.

Bu bölmədə tipik öyrənmə yanaşmaları təsvir edilir.

- Müəllimlə öyrənmə. Müəllimlə öyrənmə yanaşmaları nişanlanmış təlim verilənlərindən istifadə edərək maşın öyrənməsi modelləri qurur. Daha sonra isə maşın öyrənməsi modelləri giriş verilənlərinin klassifikasiyasını və ya inikası proqnozlaşdırır. Təlim verilənlərinin nişanları daha zəngin və daha dəqiq olduqca maşın öyrənməsi modelinin proqnozları və həmin proqnozlardan əldə edilən analitika daha faydalı və etibarlı olur. Müəllimlə öyrənmə üçün tipik maşın öyrənməsi alqoritmlərinə reqressiya və klassifikasiya aiddir. Müəllimlə öyrənmə təbii dil emalı (NLP), informasiyanın əldə edilməsi, mətnin intellektual təhlili, əlyazma mətnlərinin tanınması, spamın aşkarlanması və digər sahələrdə istifadə olunur.
- Müəllimsiz öyrənmə. Müəllimsiz öyrənmə yanaşmaları nişanlanmamış təlim verilənlərindən istifadə edərək giriş verilənlərini çıxış verilənlərinə inikas etdirir. Müəllimsiz öyrənmə üçün nişanlanmış təlim verilənləri tələb olunmur. Bu, verilənlərin saxlanması və hesablanması tələblərini azalda, alqoritmlərin sürətini artırır və səhv nişanlanmış təlim verilənlərinin səbəb olduğu klassifikasiya xətalərinin qarşısının alınmasını təmin edə bilər. Tipik müəllimsiz maşın öyrənməsi alqoritmlərinə [5] tək sinif sıxlığının qiymətləndirilməsi, əlamətlərin müəyyən edilməsi üçün ölçülərin azaldılması və klasterizasiya daxildir. Müəllimsiz öyrənmə iqtisadi proqnozlaşdırma, anomaliyaların aşkarlanması, verilənlərin intellektual təhlili (data mining), təsvirlərin emalı, obrazların tanınması və digər sahələrdə istifadə olunur.
- Qismən müəllimlə öyrənmə. Qismən müəllimlə öyrənmə yanaşmalarında həm nişanlanmış, həm də nişanlanmamış verilənlərdən istifadə olunur. Bu cür alqoritmlər az miqdarda nişanlanmış verilənlər və böyük miqdarda nişanlanmamış verilənlər üzərində təlim keçməklə məhdud miqdarda nişanlanmış təlim verilənlərinin faydalılığını maksimum dərəcədə artırır. Qismən müəllimlə öyrənmənin tipik alqoritmlərinə sərbəst (öz-özünə) öyrənmə və birgə öyrənmə daxildir.
- Möhkəmləndirici öyrənmə. Möhkəmləndirici öyrənmə yanaşmalarında agentin əvvəlcədən müəyyən edilmiş məqsədə nail olması üçün özünün ətraf mühiti ilə qarşılıqlı əlaqə qurması nəzərdə tutulur. Həmin yanaşmalar möhkəmləndirici siqnalın funksional dəyərini maksimuma çatdırmaq üçün ətraf mühitin davranışa inikasını öyrənir. Xarici mühitdən az informasiya əldə olunduğu hallarda möhkəmləndirici öyrənmə alqoritmləri öz öyrənmə təcrübələrinə əsaslanır. Möhkəmləndirici öyrənmə istehsal proseslərinin idarə edilməsi, şahmat oyunları, robot idarəetməsi, nəqliyyat vasitələrinin avtomatlaşdırılmış idarə edilməsi və digər sahələrdə müvəffəqiyyətlə tətbiq edilir.
- Transfer öyrənmə. Transfer öyrənmə yanaşmalarında tətbiq sahəsinin verilənlərindən əldə edilən, saxlanılan mücərrəd bilikləri götürülür və müxtəlif tətbiq sahələrindəki tapşırıqlara tətbiq edilir. Transfer öyrənməsi çox vaxt müəyyən bir tətbiq sahəsində modelləri etibarlı şəkildə öyrətmək üçün müvafiq verilənlər olmadıqda istifadə olunur. Transfer öyrənmə mətn klassifikasiyası, məkan tapşırıqları üçün sensor şəbəkəsi və təsvirlərin klassifikasiyası kimi məhdud sayda dəyişənləri olan tətbiqlər üçün münasibdir.

Maşın öyrənməsi müşahidələr və ya təlim verilənlərindən başlayır, dəqiq proqnozlar vermək üçün əsas təhlil vasitələri ilə əldə edilən qanunauyğunluqlardan əlavə digər obrazları tapmağa çalışır. Maşın öyrənməsi alqoritmlərinə loqistik reqressiya, gizli Markov, SVM, KNN, Adaboost, Bayes şəbəkələri, qərarlar ağacı və s. aiddir. Maşın öyrənməsi yanaşmalarının nəticələri adətən maşın öyrənməsi alqoritmləri və modellərinin davranışı baxımından izah oluna bilər.

Maşın öyrənməsi verilənlərin əlçatanlığı məhdud olan təlim üçün əsas təmin edir və

reqressiya təhlili, obrazların klassifikasiyası, ehtimalın paylanma sıxlığının qiymətləndirilməsi və digər tapşırıqlar üçün istifadə edilə bilər. Statistika maşın öyrənməsi üçün mühüm nəzəri bazadır və NLP, nitqin tanınması, təsvirlərin tanınması, informasiyanın əldə edilməsi və bioloji informatika kimi sahələrdə geniş istifadə olunur.

Neyron şəbəkələri tənzimlənən çəki əmsallı əlaqələrə malik neyron laylarından ibarət şəbəkələrdir. Neyron şəbəkələri giriş verilənlərini qəbul edir və çıxış verilənləri (çox vaxt proqnozlar) generasiya edir. Bir neçə gizli layı olan neyron şəbəkələri dərin öyrənmə (neyron şəbəkələri) adlandırılır. Dərin öyrənmə xüsusiyyətlərinin təsvirini və öyrənməni birləşdirən yanaşma hesab oluna bilər. Dərin öyrənmə çox vaxt ənənəvi maşın öyrənməsinə nəzərən daha az izah olunma xüsusiyyətinə malikdir. Tipik dərin öyrənmə yanaşmalarına dərin etimad şəbəkəsi, CNN, məhdudlaşdırılmış Bolsman maşını və RNN daxildir. CNN şəbəkələri çox vaxt fəza paylanma verilənləri üçün istifadə olunur, RNN şəbəkələri isə çox vaxt yaddaşdan istifadə və əvvəlki layların geri-dönüş əlaqəsinə əsaslanaraq müvəqqəti paylanma verilənləri üçün istifadə olunur.

8 SI SİSTEMLƏRİ ÜÇÜN SEÇİLMİŞ ALQORİTMLƏR VƏ YANAŞMALAR

8.1 Ümumi müddəalar

ISO/IEC TR 24030 standartında Sİ-dən istifadə variantları haqqında ətraflı məlumatın toplanması üçün nəzərdə tutulan şablon təqdim edilir. Həmin şablon istifadə variantlarının xüsusiyyətlərinin təsvirini, o cümlədən, tapşırıqlar, metodlar, platformalar, topologiya, istifadə olunan terminlər və anlayışları ehtiva edir. Dərin öyrənmə, maşın öyrənməsi və neyron şəbəkələri ISO/IEC TR 24030 standartında toplanmış Sİ-dən istifadə variantlarının ən çox qeyd olunan hesablamaya yanaşmalarındandır.

Bu sənəddə Sİ sistemində istifadə olunan seçilmiş alqoritmlərin və yanaşmaların ən müasir vəziyyəti nəzəriyyələr və texnikalar, əsas xüsusiyyətlər və tipik tətbiq sahələri nöqtəyi-nəzərindən təsvir edilir.

8.2 Bilik mühəndisliyi və biliklərin təqdim olunması

8.2.1 Ümumi müddəalar

Bilik mühəndisliyi və biliklərin təqdim olunması biliklərin maşın tərəfindən emal oluna bilən formalarda ifadə edilməsi və biliklərə (xüsusən də əsaslandırmanın bütün formalarına) aid tapşırıqların yerinə yetirilməsi üçün maşın emalından istifadə olunması ilə məşğul olan Sİ ilə əlaqədar çox geniş sahədir.

İnsanların qarşılıqlarına qoyduqları istənilən məqsədlə bağlı biliklərin dəqiq və faydalı olmasını təmin etmək üçün maşınla emala biliyin necə təqdim edilməsi ilə əlaqədar bir çox fəlsəfi və praktik qərarlar var. Ona görə də layihələndirmə və mühəndislik bu prosesin vacib elementləridir. Biliklərin təqdim olunması və əsaslandırma üzərində qurulan bütün layihələr, aşkar şəkildə həyata keçirilib-keçirilmədiyindən asılı olmayaraq, bu və ya digər bilik modelinin istifadəsini nəzərdə tutur. Bilik modelinin seçimi layihənin məqsədlərinə nail olmağa imkan verən əsas amildir. Bu sahə, xüsusilə də seçimlərin mühəndislik nöqtəyi-nəzərindən nəticələri baxımından, hələ də inkişaf mərhələsindədir,

8.2.2 Ontologiya

8.2.2.1 Nəzəriyyələr və texnikalar

“Ontologiya” fəlsəfədən gələn termdir və insanlar tərəfindən mövcudluğu iddia edilən

şeyləri ifadə edir. Müəyyən mənada bu, ontologiyalar kimi məlum olan bilik strukturlarına aiddir, çünki fəlsəfi nöqtəyi-nəzərdən dünyanın modelini təsvir edir ki, bu da mövcud olanın dolayı yolla ifadəsidir. Lakin bilik strukturu kimi "ontologiya" mahiyyət etibarilə insanların biliyə malik olduqlarını iddia etmək istədikləri istənilən sahənin bilik modelidir. İnformasiya texnologiyaları kontekstində "ontologiya" adətən formal məntiqi modelə malik olan və əsaslandırmanı dəstəkləyən aşkar ifadə olunmuş bilik strukturu deməkdir. Ontologiyanın bilik strukturu kimi ən çox yayılmış növü RDF [6] və OWL [7] əsasında W3C təşkilatının semantik veb texnologiyaları stekindən (kompleksindən) istifadə etməklə həyata keçirilən növdür.

8.2.2.2 Əsas xüsusiyyətlər

Koqnitiv Sİ-nin əsas metodu kimi ontologiyada obyektlərin konseptual klassifikasiyasına və müxtəlif anlayışlar arasındakı əlaqələrə diqqət yetirilir. Ontologiyada Sİ-də istifadə olunan biliklər üçün formal dil, ümumi təriflər, məntiqi əlaqələr və sabit konseptual model təmin edilir. Sİ sistemlərinə bilik əldə etməyə, təkrar istifadə etməyə və paylaşmağa imkan verən biliklərin təsviri sxemi funksiyasını da yerinə yetirir.

Ontoloji model struktur, obyekt, termin, atribut, funksiya və aksiom kimi tərkib elementlərinə aid olan xüsusi müəyyən edilmiş anlayışlardan ibarətdir. Ontologiya mühəndisliyində XML, RDF (RDF-lər) və OWL kimi formal təsvir dillərindən istifadə olunur.

Ontologiya real dünyanın bir növ mücərrəd, koqnitiv modelidir. Ontologiyada obyektlərin tərifləri, atributları və qarşılıqlı əlaqələri konkret olaraq təsvir edilir. Bu, ümumi və ya konkret sahə üzrə əsas biliklərin kompüterlər və maşınlardan istifadə edərək asanlıqla əldə edilməsi və emal olunmasına imkan verir.

8.2.2.3 Tipik tətbiq sahələri

Ontologiyalar bilik mühəndisliyində, məsələn, biliklər qrafında (KG), informasiya axtarışlarında və keyfiyyətin təminatı (QA) tapşırıqlarında geniş istifadə olunur.

8.2.3 Biliklər qrafı

8.2.3.1 Nəzəriyyətlər və texnikalar

Biliklər qrafını təpə və əlaqələrdən ibarət bilik strukturu hesab etmək olar. "Qraf" sözü riyaziyyatda istifadə olunan qraf anlayışından götürülmüşdür. Qrafın təpələri əşyaları (obyektləri), əlaqələr isə əşyalar arasındakı münasibətləri təmsil edir. Bu, bilik strukturu hesab olunur, çünki "obyekt1 → əlaqə R → obyekt2" kimi kombinasiya "obyekt1" in "obyekt2" ilə R münasibətində olduğunun iddiası kimi qəbul edilməlidir.

MİSAL: "Anna → anası → David" nümunəsində iddia olunur ki, Anna Davidin anasıdır. Bu, istiqamətləndirilmiş əlaqədir, yəni, Anna Davidin anasıdır, David Annanın anası deyil.

Biliklər qrafı (KG) cədvəl formalı verilənlər strukturundan aydın şəkildə fərqlənir. Bu qraflar mülahizələrin daha təkmil formalarını dəstəkləyən daha çevik və genişləndirilə bilən yanaşmadır. Biliklər qrafı (KG) ənənəvi yanaşmalara nisbətən bir qədər çətin idarə olunduğuna və ali təhsil müəssisələrində geniş şəkildə tədris olunmadığına görə hələ də geniş şəkildə təsdiqini tapmamışdır.

8.2.3.2 Əsas xüsusiyyətlər

Ümumiyyətlə, KG sadəcə semantik şəbəkə növüdür [8]. O, təpələr və tillərdən ibarət qraf əsaslı verilənlər strukturudur. Tam qraf müxtəlif obyektləri, anlayışları və semantik əlaqələri ifadə edir.

Biliklərin təqdim olunmasının ənənəvi metodları (məsələn, ontologiya və ya semantik şəbəkələr) ilə müqayisədə KG aşağıdakılarla xarakterizə olunur:

- obyekt və anlayışların tam əhatə olunması;
- müxtəlif semantik əlaqələr;
- istifadəsi asan struktur;
- ümumilikdə biliklərin yüksək keyfiyyətlə təqdim olunması.

Sİ sistemlərində ən vacib bilik mühəndisliyi yanaşması KG oldu. KG-nin qurulması prosesi maşınların koqnitiv qabiliyyətlərə malik olmasına imkan verə bilər.

KG-nin əsas hesablaşma prosesinə adətən biliklərin çıxarılması, biliklərin təqdim olunması, biliklərin saxlanması, biliklərin modeləşdirilməsi, biliklərin birləşdirilməsi və biliklərin hesablanması daxildir.

- a) Biliklərin çıxarılması: biliklər strukturlaşdırılmış, qismən-strukturlaşdırılmış və strukturlaşdırılmamış verilənlərdən, xüsusən də mətn verilənlərindən çıxarılır. Müxtəlif obyektlərə uyğun olaraq, biliklərin çıxarılmasına obyektlərin çıxarılması (məsələn, adlandırılmış obyektlərin tanınması (NER)), əlaqə və ya xassələrin çıxarılması və hadisələrin çıxarılması daxildir.
- b) Biliklərin təqdim olunması: biliklərin təqdim olunması predikatlar məntiqindən, "if-then" qaydalarının generasiyasından və struktur təsvirindən istifadə edərək biliyin təsvir edilməsi üçün verilənlər strukturunun növüdür.
- c) Biliklərin saxlanması: biliklərin saxlanması obyektlərinə əsas atribut bilikləri, əlaqə bilikləri, hadisə bilikləri, zamandan asılı biliklər və resurs bilikləri daxildir. Geniş yayılmış saxlama metodlarına cədvəl və qraflara əsaslanan metodlar daxildir. Konkret olaraq qraf əsaslı biliklərin saxlanılmasına xassələr qrafları, resursların təsvir edilməsi sxemi (RDF) və hiperqraf metodları daxildir.
- d) Biliklərin modeləşdirilməsi: biliklərin modeləşdirilməsi bütövlükdə KG-nin qurulması üçün zəruri olan KG-nin verilənlər modelinin qurulması məqsədi daşıyır. Yuxarıdan-aşağıya və aşağıdan-yuxarıya modeləşdirmə metodları mövcuddur. Yuxarıdan-aşağıya yanaşma verilənlər sxemini və ya ontologiyasını müəyyənləşdirir, sonra isə onu tədricən təkmilləşdirərək yaxşı strukturlaşdırılmış iyerarxik klassifikasiya formalaşdırır. Aşağıdan-yuxarıya yanaşma mövcud obyektləri ümumiləşdirərək və təşkil edərək əsas anlayışları formalaşdırır, sonra isə onları mücərrədləşdirərək daha yüksək səviyyəli anlayışlar formalaşdırır.
- e) Biliklərin birləşdirilməsi: Biliklərin birləşdirilməsi zamanı biliklər adətən verilənlər səviyyəsindən və anlayışlar səviyyəsindən əldə edilir. Verilənlər səviyyəsində birləşdirilmədə əsas diqqət obyektlərin əlaqələndirilməsinə və həllinə, anlayışlar səviyyəsində birləşdirilmədə isə ontologiyanın uyğunlaşdırılmasına və dillərarası uzlaşmaya yönəldilir.
- f) Biliklərin hesablanması: biliklərin hesablanması KG vasitəsilə təmin edilən informasiya əsasında qeyri-aşkar biliklərin əldə edilməsi məqsədi daşıyır. Məsələn:
 - 1) anlayış və obyektləri mücərrədləşdirmək üçün ontologiya və ya qaydalara əsaslanan yanaşmalardan istifadə;
 - 2) obyektlər arasında qeyri-aşkar əlaqələri proqnozlaşdırmaq üçün obyektləri əlaqələndirmə yanaşmalarından istifadə;

- 3) obyektləri KG formasında strukturlaşdırmaq və biliklərə əsaslanan yollar təmin etmək üçün sosial hesablama yanaşmalarından istifadə.

8.2.3.3 Tipik tətbiq sahələri

KG bilik axtarışı, intellektual tövsiyələrin verilməsi və keyfiyyətə nəzarət tapşırıqlarında geniş istifadə olunur.

8.2.4 Semantik (vəb) şəbəkə

8.2.4.1 Nəzəriyyələr və texnikalar

Semantik (vəb) şəbəkə ümumdünya bilik şəbəkəsidir. Bu şəbəkə resursların təsvir edilməsi sxemində (RDF) əsaslanan semantik şəbəkə texnologiyaları stekindən (kompleksindən) istifadə edən biliklər qrafıdır. Semantik şəbəkə çərçivəsində bütün obyekt və əlaqələrin vahid resurs identifikatorları (URI) var və buna görə də onlar şəbəkənin istənilən yerində yerləşdirilə bilər (amma təşkilatların semantik şəbəkə texnologiyalarından istifadə edərək yaratdığı biliklərin ictimaiyyətə açıqlanması mütləq xarakter daşımır).

Semantik veb texnologiyaları qraflara əsaslandığına görə əsas bilik vahidi RDF üçlüyüdür: obyekt → əlaqə → obyekt. URI identifikatorları və üçlüklər birləşdirilərək URI təpələri və əlaqələrindən ibarət qraflar formalaşdırılır: RDF, RDF-sxem və OWL.

Semantik veb texnologiyaları steki (kompleksi) W3C standartıdır və o, açıq standartdır. Həmin stekə SPARQL [9], strukturlaşdırılmış sorğu dilinə (SQL) analoji sorğu dili [10] və biliklər qrafının arzuolunan məcburi məhdudiyyətlərə uyğun olmasını təmin etmək üçün istifadə edilən formalar ideyasına əsaslanan forma məhdudlaşdırma dili [11] daxildir. Veb kimi semantik şəbəkə də mərkəzləşdirilməmiş, miqyaslaşdırıla, genişləndirilə bilən və çevikdir. Vebdən (internetdən) fərqli olaraq bu şəbəkə insanlar tərəfindən deyil, birbaşa maşınlar tərəfindən emal üçün nəzərdə tutulmuşdur.

8.2.4.2 Əsas xüsusiyyətlər

Semantik şəbəkə məntiqin deduktiv forması olan "təsvir məntiqi" kimi məlum olan formal semantikaya əsaslanır. İddialar məntiqi xüsusiyyətlərə, obyektlər arasındakı əlaqələr isə tranzitiv və ya refleksiv xassələrə malik ola bilər ki, bu da əsaslandırmanı dəstəkləyir (məsələn, Sara Annadan hündürdür, Anna Daviddən hündürdür, ona görə də Sara Daviddən hündürdür). Əsaslandırma funksiyalarını yerinə yetirən müxtəlif əsaslandırma vasitələri var.

RDF sxeminin əsas ideyasını siniflər, altsiniflər və nüsxələr təşkil edir. RDF sxeminin iki növ xassəsi var: sinifləri digər siniflərlə əlaqələndirənlər və sinifləri literallar ilə əlaqələndirənlər.

MİSAL: Valideyn insan sinfinin altsinifidir. Anna bir valideyn nümunəsidir. Buradan belə bir nəticə çıxarmaq olar ki, Anna insandır. Bu, siniflərin varisliyi vasitəsilə dəstəklənən sillogistik əsaslandırma formasıdır.

Semantik şəbəkə üçün sintaksis nümunələrinə aşağıdakılar aiddir:

- İstifadə imkanları fərqli olan XML əsaslı sintaksislər (peşəkarlar adətən .ttl və ya Turtle sintaksisinə üstünlük verirlər);
- məntiqi düsturları xatırladan formal məntiqə əsaslanan sintaksislər;
- insanlar tərəfindən daha yaxşı oxuna bilməsi üçün qismən təbii dildə olan sintaksislər

(Mançester sintaksisi);

- sahə üzrə ekspertlərə texniki sintaksisi başa düşmək zərurəti olmadan biliklərin yoxlanılmasını həyata keçirməyə kömək edən, təbii dildə tam oxuna bilən (tam müəyyən edilmiş, lakin hələ Sidney sintaksisi kimi alətlərlə həyata keçirilməmiş) sintaksislər.

8.2.4.3 Tipik tətbiq sahələri

Semantik şəbəkə tipik olaraq səhiyyə tətbiqlərində təkmilləşdirilmiş axtarış imkanlarının işlənməsi və inkremental modeləşdirmə üçün istifadə olunur.

8.3 Məntiq və əsaslandırma

8.3.1 Ümumi müddəalar

Məntiq və əsaslandırma daha çox bilik generasiya etmək, bunun həm də düzgün və etibarlı şəkildə təmin edilməsi üçün mövcud biliklərdən istifadə edilməsi deməkdir. Formal olaraq bu, fəlsəfi tədqiqatların epistemologiya sahəsinə aid olsa da, qeyri-formal olaraq sağlam düşüncəyə əsaslanan çoxsaylı metodlar mövcuddur. Məntiq və əsaslandırma riyaziyyat, təbiət elmləri və həyatın həqiqiliyin (doğruluğun) vacib olduğu istənilən sahəsi üçün fundamental olaraq vacibdir. Si perspektivdə prosesləri avtomatlaşdırmaq üçün maşinlardan istifadə edilməsini təklif edir, bununla da biliklərin generasiyasını və həqiqiliyin (doğruluğun) yoxlanılmasını asanlaşdırır. Məntiq və əsaslandırma üçün maşinların gücündən istifadə hazırda inkişaf mərhələsindədir və daha çox diqqət tələb edir.

8.3.2 İnduktiv əsaslandırma

İnduktiv əsaslandırma nümunələr əsasında ümumiləşdirmələrin aparılmasını nəzərdə tutur, adətən gündəlik ssenarilərdə geniş istifadə olunur. Bu əsaslandırma sırf deduksiya sahəsi olan nəzəri riyaziyyatda istifadə edilmir. Mahiyyət etibarilə, induktiv əsaslandırma nümunələri müşahidə etməklə başlayır və onlardan istifadə edərək nəzəriyyə yaradır. Kifayət qədər təsdiqləyici sübutlar olduqda, bəzi nəzəriyyələr ümumi qəbul olunan qaydalara çevrilir.

Məsələn, alimlər canlı aləmin bir çox formalarını tədqiq etmiş və onların hamısında DNT olduğunu aşkar etmişlər. Çox güman ki, alimlər bu nəzəriyyədə ümumiləşdirmə apararaq “canlı aləmin formalarının hamısında DNT var” nəticəsinə gəlirlər. Həmin ümumiləşdirmə bu günə qədər öyrənilmiş canlı formalarının hamısını dəqiq təsvir etsə də, insanlar bunun hər zaman və hər yerdə canlıların hamısı üçün doğru olub-olmadığını bilmirlər. Həmişə məntiqi bir ehtimal qalır ki, bir gün insanlar DNT-si olmayan canlı formasını tapıb tədqiq edəcəklər.

Digər misal “qara qu quşu” adlanır. Avropa Avstraliyanı öz müstəmləkəsinə çevirməzdən əvvəl Avropa təbiətşünasları yalnız ağ qu quşları ilə rastlaşmışdılar. Ona görə də bütün qu quşlarının ağ olduğuna inanırdılar. Lakin Avstraliyanın qərbində qara qu quşları məskunlaşıb. Avropa mənşəli təbiətşünaslar bu faktı aşkar etdikdə onların nəzəriyyəsinin yalan olduğu üzə çıxdı və onlar həmin nəzəriyyəni yenidən nəzərdən keçirmək məcburiyyətində qaldılar.

Elə hallar olur ki, induktiv nəzəriyyə fakta çevrilir, lakin bu yalnız empirik olaraq sübut edilə bilən hallara aid olduqda baş verir: onlar mücərrəd ümumiləşdirmələr deyil, zaman və məkana görə məhdudlaşdırılmış olur. Məsələn, müxtəlif növ çoxsaylı müşahidələrə əsasən fərz edilir ki, yer kürə şəklindədir. Bu mülahizələr müəyyən vaxt aparsa da, nəhayət empirik metodlarla sübut olundu və artıq bir neçə yüz ildir ki, (fundamental elmi anlayan hər kəs tərəfindən) bir fakt kimi qəbul edilir. Başqa bir misal olaraq yerin heliosentrik

orbitini də qeyd etmək olar.

Elə induktiv nəzəriyyələr də var ki, müvafiq elm sahəsində qanun kimi qəbul edilir. Bunlar istənilən zaman və məkən üçün empirik şəkildə sübut olunmayan, lakin zaman və məkandan asılı olmayaraq doğru hesab edilən mücərrəd ümumiləşdirmələrdir. Kütlənin saxlanması qanunu buna aid bir misaldır. İnsanlar bunu fizikanın sarsılmaz fundamental qanunu hesab etsələr də, texniki cəhətdən bu qanun hələ də induktiv əsaslandırmadan irəli gəlir.

8.3.3 Deduktiv nəticə çıxarma

Deduktiv əsaslandırma “fərziyyələr” və ya “aksiomlar” kimi məlum olan mülahizələr və ya iddialar çoxluğu ilə başlayan və yalnız fərziyyələr doğru olduğu təqdirdə çıxarılan istənilən nəticənin də doğru olmasını təmin edən əsaslandırma metodlarından istifadə edən əsaslandırma formasıdır. Burada terminlərin aydın məna daşması, məsələn, istinadların aydın olması da zəruridir. Mülahizə “doğru” və ya “yanlış” qiymətlərini ala bilən ifadədir.

Tarixən deduktiv əsaslandırma modelləri Aristotelin dövründən məlumdur. Deduktiv əsaslandırmanın qədim dövrlərdən bəri məlum olan bir neçə qəbul edilmiş formaları var.

a) Mülahizələr məntiqi.

1) Modus ponens forması (ayrılma qanunu):

fərziyyə 1: əgər P, onda Q

fərziyyə 2: P

nəticə: Q (burada P və Q iddialardır).

2) Modus tollens forması (kontrapozisiya qanunu): burada əsaslandırma modus ponensə əks istiqamətdə aparılır:

fərziyyə 1: əgər P, onda Q

fərziyyə 2: Q inkarı (\bar{Q})

nəticə: P inkarı (\bar{P})

3) Tranzitivlik

Fərziyyə 1: əgər P, onda Q

fərziyyə 2: əgər Q, onda R

nəticə: əgər P, onda R.

Qeyd olunan formalar mülahizələrlə məşğul olan məntiqin ən sadə forması olan mülahizələr məntiqinə aiddir. Burada məntiqi bağlayıcılardan (və, və ya, inkar) istifadə edərək mülahizələr mürəkkəb formalarda birləşdirilir. İnsanlara mülahizələrin mürəkkəb formalarının onların komponenti olan mülahizələrin doğru və ya yanlış olmasına əsasən doğru və ya yanlış kimi qiymətləndirilməsinə kömək edən doğruluq cədvəlləri mövcuddur. Məsələn, əgər P doğrudursa və Q yanlışdırsa, o halda (P və Q) yanlışdır, lakin (P və ya Q) doğrudur, (P inkarı) yanlış deyil və (Q inkarı) doğrudur.

Məntiqin deduktiv metodlardan istifadə edən daha mürəkkəb formaları var. Bu formalarda da mülahizələr məntiqindəki eyni məntiqi bağlayıcılardan (və, və ya, inkar) istifadə edilir.

b) Birinci tərtib məntiq.

Birinci tərtib məntiqə predikatlar məntiqi və ya kvantifikasiya (kəmiyyət) məntiqi də deyilir. Birinci tərtib məntiq ilə mülahizələr məntiqi arasındakı əsas fərq ondan ibarətdir ki, birinci tərtib məntiqdə dəyişənlərdən və kvantorlardan istifadə edilir. İstifadə olunan kvantorlar bunlardır: "hamısı" və "mövcuddur". Mülahizələr məntiqində yalnız "Sokrat bir şəxsdir" kimi iddialar irəli sürüldüyü halda, birinci tərtib məntiqində "Elə x mövcuddur ki, x Sokratdır və x şəxsdir" demək olar. Bu, yeni deduktiv əsaslandırma formalarının yaranmasına imkan verir. Məntiqin ifadəliliyi artırır, lakin əsaslandırma qabiliyyətinin azalmasına səbəb olan daha yüksək formaları da var.

c) Deduktiv metodları dəstəkləyən digər məntiq formaları.

1) Modal məntiq: modal məntiqdə bəyanları dəqiqləşdirmək üçün modifikatorlardan istifadə edilir. Ənənəvi formada modal ifadələr kimi imkan və zərurət məfhumlarından istifadə olunur, lakin zamandan asılı (zamanla əlaqəli), deontik (öhdəlik və icazə ilə əlaqəli), epistemik (biliklə əlaqəli) və doksastik (etimadla əlaqəli) olan modal ifadələr də var. Semantik freymlər bütün dəyişənlər üzrə "doğru" qiymətli iterasiyaların sadələndiyi "mümkün aləmləri" ehtiva edir. Mümkün aləmlər qiymətləri və aralarındakı ikilik (binar) əlçatanlıq münasibətləri ilə xarakterizə olunur.

İkilik əlaqələrin özü də refleksivlik, simmetriklik və tranzitivlik kimi məntiqi xassələrə malik ola bilər (qeyd edək ki, bunlar semantik şəbəkədə istifadə olunur). Məntiq sistemi onun münasibətlərinin xassələri ilə xarakterizə olunur.

2) Fəza məntiqi: Əgər A B-nin, B isə C-nin qarşısındadırsa, o halda A C-nin qarşısındadır. Burada "qarşısında" tranzitiv münasibət hesab olunur. "Qarşı" anlayışı nisbi olduğuna görə müşahidəçinin nöqtəyi-nəzəri nəzərdə tutulur.

3) Zaman məntiqi: Əgər A B-dən sonra, B isə C-dən sonra baş verirsə, o halda A C-dən sonra baş verir. Burada A, B və C hadisələrdir və "sonra baş verir" tranzitiv münasibət hesab olunur (məsələn, Nyuton fizikasının istinad sistemini və ya nisbilik ssenarisində bir müşahidəçi fərz etməklə).

4) Riyaziyyat: riyaziyyatda hər şey deduktiv olaraq doğru olmalıdır. Tanınmış bəzi isbat sxemləri bir-biri ilə ziddiyyət təşkil edir.

8.3.4 Hipotetik əsaslandırma

Hipotetik əsaslandırma elm sahələrində və riyaziyyatda geniş istifadə olunur, lakin həyatın istənilən sahəsinə də tətbiq oluna bilər. Hipotetik əsaslandırma kriminalistikada, hüquqi mübahisələrdə və gündəlik əsaslandırmalarda da istifadə edilir.

Burada başlanğıc nöqtə kimi potensial doğru olan və ya doğru olmayan, lakin dəqiq hansının olduğunun bilinmədiyini iddia götürülür. Bu, "hipotez" kimi tanınır və adətən, elm sahəsində, riyaziyyatda insanların yoxlamaq istedikləri elmi və ya riyazi nəzəriyyəni nəzərdə tutur.

Hipotez məntiqi olaraq ondan irəli gələn predmet (şey) barədə müəyyən proqnozlar verir. İdeal halda bunlar empirik olaraq yoxlanıla bilsə də, bir çox hallarda bu mümkün olmur. Belə halda deyirlər ki, nəzəriyyənin "yanlış olduğunu sübut etmək mümkün deyil", yəni onun yanlış olduğunu sübut etmək üçün aparıla biləcək heç bir yoxlama (test) yoxdur.

İstifadə olunan əsaslandırma forması modus tollens [12] formasıdır və aşağıdakı şəkildədir:

hipotez: P

fərziyyə: əgər P, o halda Q.

Nəticə indi Q-nün doğru olub-olmamasından asılıdır. Əgər Q yanlışdırsa, onda modus tollens əsaslandırmasına görə P yanlışdır və P hipotezinin yanlış olduğu sübut edilmişdir. Bu, deduktiv nəticədir: zəmanət verilir ki, P doğru deyil. Əgər Q doğru olarsa, bu, P-nin doğru olduğunu sübut etmir, sadəcə olaraq P-nin doğru olması ilə uyğunlaşır. Ona görə sonra yoxlama üçün başqa bir fərziyyə və şərt irəli sürülməlidir.

MİSAL: Hipotez: Bu gün səhər yağış yağdı. Fərziyyə: Bu gün səhər yağış yağdırsa, yol yaş olacaq. Empirik müşahidə: yol yaşdırmı? Empirik nəticə “bəli” və ya “xeyr” ola bilər (bu, qərarlar ağacının budağı kimi təqdim oluna bilər).

- Empirik nəticə 1: xeyr; nəticə: bu səhər yağış yağdı (əgər fərziyyə düzgündürsə və müşahidə həqiqətdirsə, bu, deduktiv olaraq doğrudur).
- Empirik nəticə 2: bəli; nəticə: heç biri.

Yolun yaş olması məntiqi olaraq bu səhər yağışın yağması faktına uyğundur, lakin bunu sübut etmir. Bəlkə yol şlanqla sulandığına görə yaşdır və ya sulaşma oyunu keçirilib, bəlkə yolda fil çimmişdir (sonuncu variant əksər ssenarilərdə mümkünsüz səslənsə də, qeyri-mümkün deyil. Amma insanlar faktları bilənə qədər “açıq dünya fərziyyəsi”nə həmişə ehtiyac var).

Gündəlik həyatda insanlar çox vaxt Q-nün doğruluğunu P-nin doğru olmasının sübutu kimi qəbul edirlər ki, bu da “nəticənin təsdiq edilməsi” kimi tanınmış məntiqi səhvdir.¹

Riyaziyyatda hipotezin doğru olduğunu fərz edərək qəbul edilməsi və yanlış nəticəyə gətirib çıxaran əsaslandırmaya “əksini fərz etməklə isbat” deyilir. Bu, hipotez ilə nəticənin məntiqi olaraq bir-biri ilə uyğunlaşmadığını göstərməklə hipotezin doğru olmadığını təsdiqləyir.

8.3.5 Bayes üzrə nəticə çıxarma

Bayes üzrə nəticə çıxarma statistik nəticə çıxarmanın bir formasıdır. Riyazi nəticə çıxarmaqla müqayisədə statistik nəticə çıxarma tamamilə fərqli yanaşmadır. Nəzəri riyaziyyat yalnız deduktiv nəticə çıxarma ilə məşğul olur: əgər riyazi isbat doğrudursa, o zaman nəticələr həmişə məntiqi olaraq fərziyyələrdən irəli gəlir.

Statistikanın predmeti ehtimaldır. Ona görə də statistik nəticə çıxarma ilk növbədə ehtimal anlayışı və müəyyən bir gələcək hadisənin baş verəcəyi və ya baş verməyəcəyi ehtimalı ilə əlaqədardır. Hesablamalarda təsadüfilik və paylanma modelləri ideyasından istifadə edilir. Məsələn, əgər kimsə qəpik atırsa, 50% ehtimalı ilə qəpik “xərətə” olan üzüstə, 50% ehtimalı ilə digər üzüstə düşəcək. Bununla belə, istənilən qəpiyin atılmasının nəticəsi təsadüfdən asılıdır. 20 atışda “xərətə” olan üzün 20 dəfə düşməsinin ehtimalı çox azdır, lakin təxminən 10 dəfə düşməsi ehtimalı isə daha yüksəkdir. Beləliklə, maksimum qiyməti 10-a bərabər olan “zəngvari” formaya malik ehtimal paylanması formalaşır.²

¹ Diaqnostik əsaslandırma: Həkimlər çox vaxt konkret xəstəlik vəziyyətinin mövcudluğunu göstərmək üçün bir qrup simptomları götürür və “X, Y və Z simptomları C vəziyyətinə uyğundur” prinsipinə əsaslanaraq diaqnoz qoyurlar. Texniki cəhətdən bu, “nəticənin təsdiq edilməsidir”: diaqnoz qoyan həkim simptomların başqa mümkün izahının olmadığını düşünür. Bax: [8.3.5](#).

² Riyazi isbatın düzgünlüyü haqqında rəy bildirmək və ya nəticə formalaşdırmaq maraqlı bir çalışmadır, çünki bu, insanın riyazi əsaslandırma qabiliyyətindən asılıdır. Lakin ümumiyyətlə, əgər isbat düzgündürsə, müvafiq ixtisaslı riyaziyyatçıların hamısı bunun belə

Bir şeyin baş verəcəyinin (və ya baş vermiş olduğunun) ehtimalı çox vaxt müəyyən bir şərtin tətbiq edilib-edilməməsindən asılıdır. Məsələn, ot yaşıdırsa, çox güman ki, həmin gün yağış yağmışdır. Lakin bu, ehtimalı yalnız artırır, onu sübut etmir. Aydındır ki, başqa izahlar da var. Məsələn, otun üstünə su səpilmişdir. Bu məsələyə digər bir baxış - yeni faktları nəzərə alaraq yenidən qənaətə gəlməkdir. Məsələn, professorun ofisdə olduğu barədə qənaətə gəlmək məsələsinə baxaq. Əgər kimsə professorun pencəyinin günün əvvəlində olduğu kimi stulun arxasına asılmadığını görərsə, professorun ofisdə olması ehtimalının yenidən qiymətləndirilməsinə ehtiyac yarana bilər. Bu, aposterior ehtimalın aprior ehtimalın "oxşarlıq funksiyası"na (ehtimalına) hasilinə mütənasib olduğuna dair Bayes teoreminə əsaslanan Bayes üzrə nəticə çıxarmanın əsas ideyasıdır.

8.4 Maşın öyrənməsi

8.4.1 Ümumi müddəalar

Maşın öyrənməsi yanaşmaları sənaye və elmi dairələrin diqqətini cəlb etmişdir. Maşın öyrənməsi alqoritmləri və yanaşmaları ISO/IEC TR 24030 standartının əksər istifadə ssenarilərində qeyd olunur. Bu bölmədə qərarlar ağacı, "təsadüfi meşə", xətti və ya logistik reqressiya, KNN, Naïve Bayes kimi öyrənmə metodları və neyron şəbəkələri ilə əlaqəli yanaşmalar təqdim edilir.

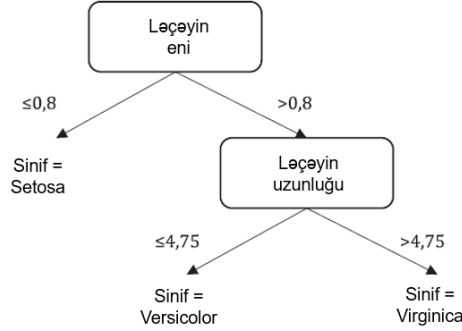
8.4.2 Qərarlar ağacı

8.4.2.1 Nəzəriyyələr və texnikalar

Qərarlar ağacı atributların qiymətləri əsasında verilənlər oblastını rekursiv olaraq hissələrə bölən müəllimlə maşın öyrənməsi alqoritmləridir. Bölünmə istiqamətləndirilmiş asiklik qraf (DAG) vasitəsilə təsvir edilir, haradaki qrafın daxili təcələri atribut testləri ilə əlaqələndirilir, yarpaq təcələri isə ya sinif qiymətinə, ya da reqressiya qiymətinə uyğun gəlir. Şəkil 4-də süsən çiçəyinə dair verilənlər çoxluğunun klassifikasiyası ilə bağlı misal göstərilir. Qaydaları qərarlar ağacı üzrə keçməklə oxumaq olar. Məsələn, "Əgər ləçəyin eni $\leq 0,8$ olarsa, onda sinif = setosa" və ya "Əgər ləçəyin eni $> 0,8$ və ləçəyin uzunluğu $\leq 4,75$ olarsa, onda sinif = versicolor".

Daxili təcələrin iki və ya daha çox törəmə təcəsi ola bilər. Ədədi atributlarla əlaqəli təcələr çox vaxt Şəkil 4-də göstəriləndiyi kimi ikilik yoxlamadan istifadə edərək iki törəmə təcəyə bölünür. Kateqorial atributlarla əlaqəli təcələr ya ikilik yoxlamadan istifadə edir (yəni atribut müəyyən bir qiymətə bərabərdir və ya bərabər deyil) və ya çox vaxt, atributun hər bir mümkün qiyməti üçün törəmə təcə olur.

olması ilə razılaşa bilərlər. Ədədlər nəzəriyyəsi kimi sahələrdə bəzi hipotezlər ədədlərin davranışı (xassələri) ilə əlaqədar yoxlanıla bilən proqnozlara malikdir, lakin nəzəri riyaziyyatın əksər sahələrində isbatların çarpaz yoxlanışı kimi empirik yoxlamalar mövcud deyil. Bax: [8.3.4](#).



Şəkil 4 — Qərarlar ağacına aid misal

8.4.2.2 Əsas xüsusiyyətlər

Qərarlar ağacının induksiyası alqoritmləri konkret təlim verilənləri çoxluğu üçün qərarlar ağacı qurur. Burada hər bir mərhələdə verilənlərin bölünməsi məqsədilə ən münasib atributu seçmək üçün statistik testdən istifadə edilməsi nəzərdə tutulur. Test seçilmiş atribut əsasında kök təpənin verilənlərini hissələrə bölür. Arzulunan testlər kök təpə ilə əlaqəli verilənlərdəki siniflər qarışığını azaltmaq üçün onları törəmə təpələrlə əlaqəli əsasən həmin sinfi (yəni daha az nizamsız və ya daha az qarışıqlı) ehtiva edən verilənlər çoxluqlarına bölən testlərdir. Geniş yayılmış statistik testlər informasiya “uduşu” (“qazancı”) və ya Gini indeksidir. Birincisi ID3 [13], C4.5 [14] və ya C5.0 [15] alqoritmlər qrupuna, ikincisi isə klassifikasiya və reqressiya ağacı [16] alqoritminə gətirib çıxarır.

Qərarlar ağacının induksiyası bəzi sonlama meyarları yerinə yetirilənə qədər davam edir. Ümumi meyarlar təpədəki bütün verilənlər eyni sinif qiymətinə malik olduqda və ya təpənin göstəriləndən daha az əlaqəli verilənləri olduqda test dayandırılır. Təpələrdəki bütün verilənlərin eyni sinfə aid olana qədər ağacın “maksimum” qurulması adətən təlim verilənləri çoxluğunda həddindən artıq öyrənməyə səbəb olur. Buna görə də, qərarlar ağacı induksiyası ya bu hal baş verməzdən əvvəl dayanır (buna erkən dayandırma deyilir), ya da “maksimum” qurulmuş ağac təlim tamamlandıqdan sonra budanır.

Qərarlar ağacı induksiyası insanın nisbətən asan başa düşdüyü ağaclar yaradan müəllimlə sadə maşın öyrənməsi alqoritmidir. Qərarlar ağacı induksiyası üçün verilənlərin əvvəlcədən əhəmiyyətli həcmdə emalı tələb olunmadığına görə proses adətən sürətli olur. Qərarlar ağacında ədədi verilənlər və kateqoriya verilənləri emal edə, eləcə də çatışmayan qiymətlərlə işləyə bilər. Bununla belə, nisbi sadəliyinə görə bu alqoritm də çox vaxt digər müəllimlə öyrənmə metodları kimi dəqiq nəticələr vermir.

8.4.2.3 Tipik tətbiq sahələri

Qərarlar ağacı induksiyası müxtəlif əlamətlərə əsaslanan proqnoz nəticələri üçün dəqiq ağacvari strukturlar generasiya edə bilər. Bu adətən konkret sahə ekspertləri üçün aydın olduğundan, klassifikasiya və proqnozlaşdırma kimi tapşırıqlar üçün istifadə edilir.

8.4.3 Təsadüfi meşə

8.4.3.1 Nəzəriyyələr və texnikalar

“Təsadüfi meşə” [17] müəllimlə ansambl maşın öyrənməsi metodudur. Bu metod hər biri maşın öyrənməsi məsələsini həll etmək üçün qurulmuş n sayda qərarlar ağacı çoxluğundan ibarətdir. Ansambladakı qərarlar ağaclarının səs çoxluğu yeni verilənləri proqnozlaşdırmaq və ya klassifikasiya etmək üçün istifadə olunur.

Ansambldakı t_i – i -ci qərarlar ağacı təlim verilənləri çoxluğunun b_i "bootstrap" nümunələri əsasında qurulur. "Bootstrap" nümunələri təlim verilənləri çoxluğundan əvəzetmə ilə götürülən nümunələrdir. Bu nümunələr orta hesabla nümunə götürülən verilənlər çoxluğunun təxminən üçdə ikisini ehtiva edir. Bu o deməkdir ki, n "bootstrap" nümunələri bir-birindən bir qədər fərqlidir, bu da ansamblda müxtəlif ağacların olmasına gətirib çıxarır, bu isə öz növbəsində bütövlükdə öyrənmə ansamblının dayanıqlığını artırır.

“Təsadüfi meşə”lər, həmçinin mövcud atributlar çoxluğundan təsadüfi seçilmiş m atributdan ibarət ağac qurularkən yoxlanılacaq atributların seçimini məhdudlaşdırmaqla ağaclar ansamblına bir müxtəliflik (orijinalıq) gətirir. Adətən m atributların ümumi sayı olan d -dən çox az olur. Çox vaxt $m = d$ kimi təyin edilir. Beləliklə, “təsadüfi meşə” alqoritmini idarə edən əsas parametrlər n və m , eləcə də qurulan qərarlar ağacının növü nəzərdə tutulur.

8.4.3.2. Əsas xüsusiyyətlər

“Təsadüfi meşələr”in iki faydalı xassəsi var: ansambl üçün test xətasını nəzarət verilənləri çoxluğuna ehtiyac olmadan hesablamaq və verilənlər çoxluğundakı atributların maşın öyrənməsi məsələsi üçün nisbi əhəmiyyətini qiymətləndirmək mümkündür. Bu xüsusiyyətlər çoxluğa daxil edilməmiş nümunələrin istifadəsi nəticəsində yararlıdır. i -ci qərarlar ağacı üçün çoxluğa daxil edilməmiş o_i nümunəsi b_i "bootstrap" nümunələrindən seçilməyən, təlim verilənləri çoxluğundan olan verilənlər çoxluğudur. o_i nümunəsi t_i qərarlar ağacının təlimi üçün istifadə edilmədiyinə görə test xətasını qiymətləndirmək üçün istifadə olunur. Bütün ansamblın test xətasını bütün ağaclar və "bootstrap" nümunələri üzrə orta hesabla qiymətləndirmək olar.

Analoji olaraq, konkret a atributunun qiymətini permutasiya (yerdəyişmə) etməklə və permutasiyadan əvvəl və sonra ağac üçün test xətasındakı fərqi hesablamaqla, atributun əhəmiyyətini qiymətləndirmək olar. Qiymətləndirilən test xətasında böyük fərqlərin olması məsələnin həllində a atributunun vacib olduğunu göstərir. Əksinə, qiymətləndirilən test xətasında fərqi az olması və ya fərqi olmaması məsələnin həllində a atributunun əhəmiyyətsiz olduğunu göstərir. Alqoritm çoxsaylı permutasiyalar və ağaclar üzrə orta hesabla alqoritm xətalalarının azalmasını orta qiymətini hesablayır. Bu isə daha sonra atributların mühümlüyünə görə rəqlənməsi üçün istifadə olunur. Bəzən dəqiqlik əvəzinə Gini indeksinin azalmasını orta qiyməti istifadə olunur.

Ansambl metodu kimi “təsadüfi meşə” interpretasiya (xüsusilə dəyişənlərin mühümlük qiymətlərini nəzərə almaqla) və qərəzsiz test xətası baxımından çox böyük üstünlüklərə malikdir. Lakin bəzən o qismən korrelyasiyalı çoxsaylı atributları olan verilənlər çoxluqlarında zəif nəticələr verir.

8.4.3.3. Tipik tətbiq sahələri

“Təsadüfi meşələr” müəllimlə maşın öyrənməsi alqoritmidir, bu, dayanıqlı alqoritmidir. Dəyişənlərin “mühümlük” qiymətlərinin müəyyənləşdirilməsi və “meşənin ayrı-ayrı

ağaçları"nın yoxlanılması nəticədə əldə olunan modelin interpretasiyasını asanlaşdırır. "Təsadüfi meşə"də dəyişənlərin "mühümlüyü" çox vaxt verilənlərin ilkin emalı üçün əlamətlərin seçilməsi metodu kimi də istifadə olunur.

8.4.4 Xətti reqressiya

8.4.4.1. Nəzəriyyələr və texnikalar

Xətti reqressiya bəzi məqsəd dəyişənlərinin qiymətlərini proqnozlaşdırmaq üçün asılı olmayan dəyişənlərin funksiyasını quran reqressiya metodudur. Xətti reqressiya reqressiya analizinin ən sadə növüdür. Xətti reqressiyada $x = \{x_1, x_2, \dots, x_p\}$ (p – asılı olmayan dəyişənlərin sayı) asılı olmayan dəyişənlər çoxluğu nəzərə alınaraq, y -in gözlənilən qiyməti [Düstur \(1\)](#)-də göstərilmişdir:

$$b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_px_p \quad (1)$$

haradaki b_0, b_1, b_2 və b_p modelin əmsallarıdır. b_p əmsalları qiymətləndirildikdən sonra asılı olmayan x dəyişənlərinin yeni qiymətləri nəzərə alınmaqla y -in qiymətini proqnozlaşdırmaq olar.

Xətti reqressiya verilənlər nöqtələrinə ən yaxşı uyğun gələn xətti hipermüstəvini tapmaq məqsədi daşıyır. Parametrləri tapmaq üçün ən geniş yayılmış metod ən kiçik kvadratlar reqressiyasıdır, burada ən yaxşı uyğunluq verilənlər nöqtələri ilə hipermüstəvi arasında ortoqonal məsafənin kvadratını minimallaşdıran hipermüstəvi kimi müəyyən edilir. Modelin uyğunluğunu qiymətləndirmək üçün çox vaxt R -kvadrat qiyməti və qalıq standart xəta meyarlarından, xətti asılılığın əhəmiyyətini qiymətləndirmək üçün isə F -statistikadan istifadə olunur.

8.4.4.2. Əsas xüsusiyyətlər

Xətti reqressiya modelləri bir neçə fərziyyələrlə işləyir. Birincisi, asılı və asılı olmayan dəyişənlər arasında xətti asılılığın olduğu fərz edilir. İkincisi, xətlər (yəni y -in faktiki və hesablanmış qiymətləri arasındakı fərq) asılı deyil. Üçüncüsü, xətlərin dispersiyası cavaba nəzərən sabitdir. Dördüncüsü, xətlərin normal paylanmaya malik olduğu fərz edilir. Nəhayət, asılı olmayan x dəyişənlərinin xətasız ölçüldüyü fərz edilir.

Xətti reqressiya modeli polinom və digər qeyri-xətti reqressiya modellərini yaratmaq üçün asanlıqla genişləndirilə bilər. Polinom reqressiya modelinə genişləndirilməsi üçün xətti reqressiya modelinin hədləri x^2 kimi polinom hədlərlə əvəz olunur. Xətti reqressiyayı, həmçinin asılı olmayan dəyişənlərin hasilə olan hədləri əlavə etməklə asılı olmayan dəyişənlər arasında qarşılıqlı əlaqələri nəzərə almaq üçün genişləndirmək olar.

8.4.4.3. Tipik tətbiq sahələri

Xətti reqressiya asılı olmayan və asılı dəyişənlər arasında xətti asılılıq olduqda və asılı dəyişənlərin qiymətini tapmaq lazım olduqda istifadə edilir. Məsələn, müəyyən bir ərazidə mənzil qiymətləri və ərazinin müxtəlif xüsusiyyətlərini nəzərə alaraq, mənzilin satış qiymətini proqnozlaşdırmaq olar.

8.4.5 Logistik reqressiya

8.4.5.1 Nəzəriyyələr və texnikalar

Logistik reqressiya X asılı olmayan dəyişənlə Y asılı dəyişən arasındakı əlaqənin düstur (2)-yə uyğun olaraq modeləşdirildiyi klassifikasiya metodudur:

$$\log\left(\frac{p(X)}{1-p(X)}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p, \quad (2)$$

burada $p(X) = P(Y = 1/X)$; $\beta_0, \beta_1, \beta_2$ və β_p - əmsallardır,

Düsturun sol tərəfi $p(X)$ ehtimalının loqarifmik (və ya "logit") çevrilməsidir və logistik reqressiya onun xətti funksiya kimi ifadə olunmasını fərz edir. Ümumiyyətlə, logistik reqressiya əmsalları maksimum ehtimal metodundan istifadə edilməklə qiymətləndirilir. Maksimum ehtimalın məqsədi parametrləri elə qiymətləndirməkdən ibarətdir ki, hər bir nümunənin proqnozlaşdırılan $p(X)$ ehtimalı həmin nümunənin faktiki qiymətinə mümkün qədər yaxın olsun.

8.4.5.2 Əsas xüsusiyyətlər

Logistik reqressiyada məqsəd dəyişəninin 0 və 1 (daxil olmaqla) aralığında olacağı proqnozlaşdırılır. Başqa sözlə, ikinci sinfə aid olma ehtimalı müəyyən edilir. Yeni verilənlər nümunələrinin 1-ci və ya 2-ci sinfə aid olduğunu müəyyən etmək üçün ehtimalın sərhəd qiyməti təyin olunur.

8.4.5.3. Tipik tətbiqlər

Logistik reqressiyadan asılı olmayan və asılı dəyişənlər arasında xətti asılılığın mövcud olduğu kiçik verilənlər çoxluqları üçün istifadə olunur. Logistik reqressiya yalnız iki sinfdən ibarət verilənlər çoxluqları üçün daha münasibdir. Logistik reqressiyadan çoxsinifli klassifikasiya üçün də istifadə etmək mümkün olsa da, xətti diskriminant analizi kimi digər metodlar mahiyyət etibarilə daha məqsədəuyğundur.

8.4.6 K - ən yaxın qonşu

8.4.6.1 Nəzəriyyələr və texnikalar

KNN həm klassifikasiya, həm də reqressiya üçün istifadə olunan ən sadə maşın öyrənməsi metodudur. Təlim verilənləri əsasında heç bir funksiyanı öyrətmədiyi üçün onu bəzən "tənbəl" alqoritm adlandırırlar. KNN sabit model strukturunu təxmin etmədiyi üçün qeyri-parametrik metodudur.

KNN təlim verilənlərində "ən yaxın qonşuları" tapmaqla yeni verilənlər nöqtəsi üçün proqnoz verir. Ən yaxın qonşular məsafə metrikalarından istifadə etməklə tapılır. Ümumi metrikalara Evklid, Manhattan və Mahalanobis metrikaları aiddir. Klassifikasiya zamanı alqoritm k - ən yaxın qonşuları tapır və sinif nişanı bu yaxın qonşular arasında ən çox rast gəlinən nişan olur. Reqressiyada proqnozlaşdırılan qiymət çox vaxt ən yaxın qonşuların orta qiyməti olur.

8.4.6.2 Əsas xüsusiyyətlər

Ümumiyyətlə, KNN məsafə ölçülərindən asılı olduğundan, müəyyən atributların məsafə ölçüsünə hədsiz təsirinin qarşısının alınması üçün kəsilməz atributların qiymətlərinin normallaşdırılması tövsiyə olunur.

KNN qeyri-parametrik metod olduğundan, o, xüsusilə dəqiq qərar sərhədləri olmayan və ya asanlıqla modeləşdirilməyən verilənlər çoxluqları üçün uyğundur. KNN-in zəif tərəfi

kateqoriyalı atributlarla işləmək üçün qənaətbəxş yanaşmanın olmamasıdır.

8.4.6.3 Tipik tətbiqlər

KNN başa düşülmə və icra nöqtəyi-nəzərindən çox asan bir modeldir və çox vaxt münasib performanslar göstərir. Buna görə də, daha qabaqcıl texnikaları tətbiq etməzdən əvvəl sınaq üçün istifadə olunan yaxşı baza metodudur. KNN klassifikasiya və ya regressiyanın yerinə yetirilməsi üçün verilənlər çoxluğu bütövlükdə tələb edildiyinə görə, verilənlərin həcmi böyük olduqda və ya verilənlərin ölçüsü yüksək olduqda proqnozlaşdırma prosesi çox ləngiyə bilər.

8.4.7 Naïve Bayes

8.4.7.1 Nəzəriyyələr və texnikalar

Naïve Bayes müəyyən təqdimat forması və ya model şəklində ümumiləşdirilir. Naïve Bayes modeli öyrənmə və nəticə çıxarma üçün düstur (3)-də göstəriləndiyi kimi Bayes nəzəriyyəsindən istifadə edir:

$$P(B|A) = P(A|B)P(B)/P(A), \quad (3)$$

burada $P(B|A)$ – A hadisəsi baş verdiyi təqdirdə B hadisəsinin başvermə ehtimalı, $P(A|B)$ – B hadisəsi baş verdiyi təqdirdə A hadisəsinin başvermə ehtimalı, $P(A)$ və $P(B)$ uyğun olaraq A və B hadisələrinin ehtimallarıdır.

$P(B|A)$ – A hadisəsi baş verdiyi təqdirdə B hadisəsinin başvermə ehtimalıdır;
 $P(A|B)$ – B hadisəsi baş verdiyi təqdirdə A hadisəsinin başvermə ehtimalı;
 $P(A)$ və $P(B)$ – uyğun olaraq A və B hadisələrinin ehtimallarıdır.

Bayes klassifikasiyasında B sinif dəyişəni, A isə atributlar çoxluğudur. Naïve Bayes klassifikasiyasında isə düstur (4)-də göstəriləndiyi kimi, atributların bir-birindən asılı olmadığı fərz edilir:

$$P(C|A) = P(A_1|C)P(A_2|C) \dots P(A_i|C). \quad (4)$$

Daha sonra aposterior $P(C|A)$ şərti ehtimalı $P(A_i|C)$ ehtimalı və aprior $P(C)$ ehtimalı əsasında hesablanır.

8.4.7.2 Əsas xüsusiyyətlər

Diskret dəyişənlər üçün ehtimalların tapılması məqsədilə hər bir mümkün sinfin sayı və ya atributun qiyməti cədvəl şəklində verilir. Əgər dəyişən kəsilməzdirsə, dəyişənin ehtimalının paylama funksiyasının qiymətləndirilməsinə ehtiyac yaranır.

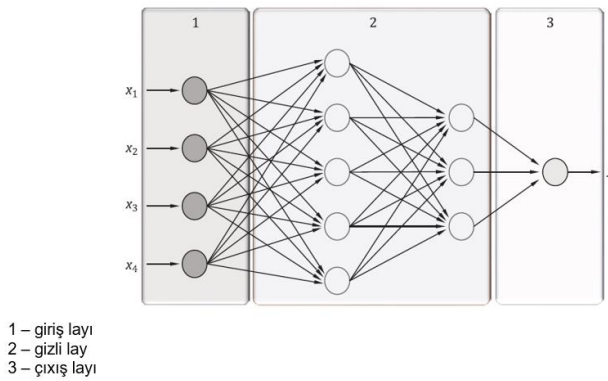
8.4.7.3 Tipik tətbiqlər

Klassifikasiya üçün Naïve Bayes modellərindən, xüsusilə, verilənlər çoxluğu çox böyük olmadıqda istifadə olunur. Naïve Bayes modellərindən çoxsınıflı klassifikasiya üçün də istifadə edilə bilər. Atributların şərti qeyri-asılılığı tələbi ödənilmədikdə bu metod yaxşı işləmir. Çox kiçik verilənlər çoxluqları üçün $P(A_i|C) = 0$ olarsa, bütün proqnozlar uğursuz olur.

8.4.8 İrəli yayılma neyron şəbəkəsi

8.4.8.1 Nəzəriyyələr və texnikalar

FFNN hər bir neyronun bir laya aid olduğu topoloji quruluşa malikdir. Neyronların hər bir layı giriş siqnallarını əvvəlki laydakı neyronlardan alır və çıxış siqnallarını növbəti laydakı neyronlara ötürür. Giriş layı ilə çıxış layı arasındakı laylar gizli laylardır. Siqnal (DAG ilə təsvir oluna bilən şəkildə) giriş layından çıxış layına geri dönüş olmadan bir istiqamətdə yayılır. Şəkil 5-də FFNN-ə dair nümunə təqdim olunur.



Şəkil 5 — FFNN strukturuna dair nümunə

8.4.8.2 Əsas xüsusiyyətlər

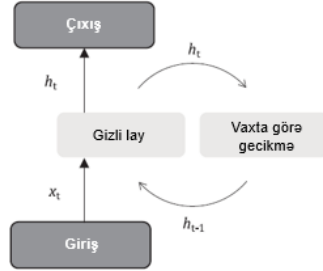
FFNN güclü uyğunlaşma qabiliyyətinə malikdir və mürəkkəb əlamətlərin çevrilməsi və ya mürəkkəb şərti paylanmanın approksimasiyası üçün istifadə edilə bilən geniş yayılmış kəsilməz qeyri-xətti funksiyaları approksimasiya edə bilər. Maşın öyrənməsində giriş əlamətlərinin klassifikatora təsiri böyükdür. Müəllimlə maşın öyrənməsi nümunəsinə baxsaq, görərik ki, yaxşı əlamətlər klassifikatorun performansını xeyli inkişaf etdirə bilər. Buna görə də, yaxşı klassifikasiya effektivinə nail olmaq üçün əlamətlərin çıxarılmasına ehtiyac vardır, haradaki nümunənin orijinal əlamətlər vektoru daha effektiv əlamətlər vektoruna çevriləcək. Çoxsaylı FFNN qeyri-xətti mürəkkəb funksiya olduğundan, klassifikasiya üçün onun çıxış verilənlərindən klassifikatorun giriş verilənləri kimi istifadə olunan əlamətlərin çevrilməsi metodu kimi də tətbiq oluna bilər. Gizli layların və neyronların strukturu optimallaşdırıldıqda, çoxsaylı FFNN-lər mürəkkəb kəsilməz funksiyaları dəqiq şəkildə approksimasiya edə bilər. FFNN-lərin zəif tərəflərindən biri onların "həddindən artıq öyrənmə"yə meyli olması səbəbindən modelin yeni verilənləri etibarlı şəkildə ümumiləşdirə bilməməsidir.

8.4.9 Rekurrent neyron şəbəkələri

8.4.9.1 Nəzəriyyələr və texnikalar

RNN qısamüddətli yaddaş imkanlarına malik neyron şəbəkəsi növüdür [18]. RNN-də neyronlar həm digər neyronlardan, həm də özlərindən informasiya əldə edə bilərlər, buna görə də ilməli şəbəkə strukturu əmələ gətirirlər. Şəkil 6-da RNN-ə dair nümunə təsvir edilmişdir. Riyazi olaraq, RNN verilmiş fəzada bütün vəziyyətlərin zamanla dəyişməsinə

təsvir edən funksiyadan istifadə edən dinamik sistem kimi qəbul edilə bilər. Tam əlaqəli RNN qeyri-xətti dinamik sistemə bənzəyir [19].



Şəkil 6 — RNN strukturuna dair nümunə

8.4.9.2. Əsas xüsusiyyətlər

RNN-lər “ardıcılıqdan-kateqoriyaya” tapşırıqları, sinxron “ardıcılıqdan-ardıcılığa” tapşırıqları və asinxron “ardıcılıqdan-ardıcılığa” tapşırıqları daxil olmaqla, müxtəlif növ maşın öyrənməsi tapşırıqlarına tətbiq oluna bilər.

- “Ardıcılıqdan-kateqoriyaya” tapşırıqları, əsasən, maşın öyrənməsi modelinin ardıcılıq verilənlərini giriş kimi qəbul etdiyi və kateqoriya verilənlərini çıxış kimi generasiya etdiyi ardıcılıq verilənlərinin klassifikasiyası üçün istifadə olunur. Məsələn, mətnin klassifikasiyası zamanı giriş verilənləri sözlər ardıcılığı, çıxış verilənləri isə mətnin kateqoriyasıdır.
- Sinxron “ardıcılıqdan-ardıcılığa” tapşırıqları, əsasən, giriş və çıxışın hər bir nümunəyə tətbiq edildiyi, giriş və çıxış ardıcılığının uzunluğunun eyni olduğu ardıcılıqların nişanlanması üçün istifadə olunur. Məsələn, nitq hissələrinin etikətlənməsi zamanı hər bir söz müvafiq nitq hissəsinin etiketi ilə işarələnməlidir.
- Koder-dekoder model kimi də tanınan asinxron “ardıcılıqdan-ardıcılığa” tapşırıqlarında giriş və çıxış ardıcılıqlarının ciddi şəkildə uyğunluğuna və eyni uzunluğa malik olmasına ehtiyac yoxdur. Məsələn, maşın tərcüməsində giriş mənbə dilində, çıxış isə hədəf dilində sözlər ardıcılığıdır.

GDM çox vaxt RNN-də parametrlərin öyrənilməsi üçün istifadə olunur. Qradientin hesablanması üçün BPTT və RTRL metodlarından istifadə olunur. BPTT-nin funksiyası səhvlər haqqında informasiyanı zamanın əks istiqamətində addım-addım irəli ötürməkdir. Ümumi RNN-in çıxış ölçüsü giriş ölçüsündən aşağı olduğundan, BPTT daha az hesablama, lakin daha çox fəza mürəkkəbliyi kimi xüsusiyyətlərə malikdir. RTRL metodunun qradient geri-dönüşünə ehtiyacı olmadığından, onlayn öyrənmə tələb edən tapşırıqlar üçün daha uyğundur.

Nisbətən uzun giriş ardıcılığı “uzunmüddətli asılılıq məsələsi” kimi tanınan “qradient partlayışı və yoxa çıxması” [20,21] probleminə səbəb olur. Bu problemi aradan qaldırmaq üçün RNN-lərdə “qapı mexanizmləri” kimi təkmilləşdirmələr işlənmişdir.

8.4.9.3 Tipik tətbiqlər

RNN-lər nitqin tanınması, dilin modelləşdirilməsi və təbii dilin generasiyasında geniş istifadə olunur.

8.4.10 Uzun qısamüddətli yaddaş şəbəkələri

8.4.10.1 Nəzəriyyələr və texnikalar

LSTM şəbəkəsi uzunmüddətli informasiya asılılığını öyrənə bilən xüsusi RNN-dir [22]. LSTM şəbəkəsində informasiya axınıni idarə etmək üçün giriş qapıları, unutma qapıları və çıxış qapılarından istifadə olunur. Giriş qapısı seçmə yolu ilə "yadda saxlayır". Unutma qapısı seçmə yolu ilə əvvəlki təpədən gələn girişi "unudur". Çıxış qapısı hansı çıxışların cari vəziyyət kimi qəbul ediləcəyini müəyyən edir.

8.4.10.2 Əsas xüsusiyyətlər

LSTM şəbəkəsi əlamətlərin sirkulyasiyası və itkisini idarə etmək üçün ən vacib xüsusiyyət olan qapı mexanizminin tətbiqi sayəsində uzaq məsafədə asılılıqları öyrənə bilir. Uzun məsafədə asılılıq güclü və emal edilə bilən verilənlərin həcmi böyük olduğundan LSTM şəbəkəsinin cavabvermə sürəti yüksəkdir. LSTM şəbəkəsi ardıcılığı təsvir etmək üçün bir növ "aralıq vəziyyət" kimi istifadə edilə bilər və alınan nəticələr isə əlamətlər qismində sonrakı istifadə üçün tətbiq oluna bilər.

LSTM şəbəkələri sadə RNN-lərdə qradient partlayışı və ya qradientin yoxa çıxması problemini yüngülləşdirir. LSTM şəbəkələri hazırda 100 tərtibli ardıcılıqları emal edə bilər, lakin yoxa çıxan qradient məsələsi 1000 və ya daha yüksək tərtibli ardıcılıqlar üçün həllini tapmaya bilər.

Hər bir LSTM şəbəkəsi elementi (cell) dörd tam əlaqəli laya malik olduğundan, LSTM şəbəkəsinin vaxt intervalı böyükdürsə və şəbəkə "dərindir"sə, onda hesablamaların həcmi və sərf olunan zaman böyük ola bilər.

LSTM şəbəkələri nəzəri cəhətdən məsələ ilə bağlı fərziyyələrin və məhdudiyyətlərin əhəmiyyətli dərəcədə azaldıldığı ixtiyari funksiyalara uyğunlaşmağa qadirdir.

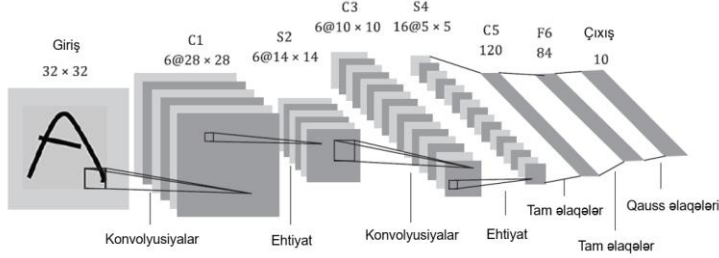
8.4.10.3 Tipik tətbiqlər

LSTM şəbəkəsinin tətbiqlərinə maşın tərcüməsi, dilin modelləşdirilməsi [23] və nitqin tanınması aiddir.

8.4.11 Konvolyusiyalı neyron şəbəkəsi

8.4.11.1 Nəzəriyyələr və texnikalar

CNN irəli yayılma neyron şəbəkəsinin bir növüdür. CNN-lər bioloji düşüncə tərzindən qaynaqlanan çoxlaylı perseptronlardır. CNN-lər giriş layından və konvolyusiya layları, aktivləşdirmə layları, birləşdirmə layları, tam əlaqəli laylar və normallaşdırma laylarının kombinasiyasından ibarətdir. Şəkil 7-də LeNet-5 şəbəkəsinin [24] maşın öyrənməsi modeli şəklində CNN strukturuna dair nümunə göstərilmişdir.



Şəkil 7 — CNN maşın öyrənməsi modelinin strukturuna dair nümunə: LeNet-5 şəbəkəsi

8.4.11.2 Əsas xüsusiyyətlər

CNN mahiyyətə giriş-çıxış inikasıdır. CNN giriş və çıxış arasında asılılığı ifadə edən dəqiq riyazi düstur olmadan giriş və çıxış arasındakı inikasın çoxsaylı əlaqələrini öyrənə bilər. CNN məlum rejimdə öyrədildiyi müddət ərzində şəbəkə giriş və çıxış cütlükləri arasında inikas yaratmaq imkanına malikdir [25].

CNN-lərin ən mühüm xüsusiyyətlərindən biri onların geriye yayılma neyron şəbəkələrində həddindən artıq qradiyent itkisini məhdudlaşdıran çevrilmiş üçbucaq formasına malik olmalarıdır.

Təsvirin emalı üçün maşın öyrənməsindən istifadə edərkən konvolyusiya əməliyyatları vasitəsilə yeni əlamətlər çoxluğunun əldə edilməsi üçün konvolyusiya nüvəsi təsvir (və ya müəyyən əlamət) üzrə sürüşdürülür. Konvolyusiya layından lokal əlamətlərin çıxarılması üçün istifadə olunur, burada konvolyusiya nüvələri əlamətlərin çıxarılması funksiyasını yerinə yetirir.

CNN-lərin iki mühüm əlaməti var:

- konvolyusiya layındakı hər bir neyronun yalnız növbəti laydakı müəyyən lokal pəncərədə yerləşən neyronla birləşərək lokal əlaqə şəbəkəsini əmələ gətirdiyi lokal əlaqələr;
- filtrlərin hər laydakı bütün neyronlar üçün eyni olduğu çəki paylaşımı.

Belə olduğu halda, şəbəkə paralel olaraq öyrənə bilər ki, bu da CNN-lərin neyronlarla əlaqəli şəbəkələrə nisbətən üstünlüklərindən biridir.

CNN-lər konvolyusiya nüvəsini paylaşdığından, çoxölçülü verilənlərin emalına tələb azalır. Performansı optimallaşdırmaq üçün (məsələn, təsvirlərin siniflərini dəqiq proqnozlaşdırmaq üçün) əlamətlərin seçimində, çəki təlimində və parametrlərin tənzimlənməsində əhəmiyyətli dərəcədə əl əməyi tələb oluna bilər. Çox vaxt böyük təlim verilənləri çoxluğu tələb olunur ki, bu da öz növbəsində GPU-ların, çoxnüvəli CPU-ların və ya tətbiq yönümlü (xüsusi) prosessorların istifadəsini zəruri edə bilər. Giriş verilənlərinin hansı aspektlərinin çıxış xəritələrində əks olunduğu aydın olmadığından, CNN-lər də həmişə izah edilə bilmir.

8.4.11.3 Tipik tətbiqlər

CNN-lər təsvirin tanınması və klassifikasiyasında, məsələn, üzün tanınması proqramlarında geniş istifadə olunur.

8.4.12 Generativ rəqib şəbəkə

8.4.12.1 Nəzəriyyələr və texnikalar

GAN-lar real verilənlərin paylanmasına uyğun nümunələrin yaradılması üçün rəqib təlim və generativ modellərdən istifadə edir [26]. GAN-lar diskriminator şəbəkəsi hissəsində yanlış klassifikasiyaya səbəb olmaq məqsədi daşıyan nümunələri yaradan generator şəbəkələrini öyrədir. GAN-lar, həmçinin nümunələrin real verilənlər olduğunu və ya generator şəbəkəsi tərəfindən yaradıldığını müəyyən etməyə cəhd edən diskriminator şəbəkələrini də öyrədir. Bu üsulla iki əks məqsədli şəbəkə fasiləsiz olaraq öyrədilir. Diskriminator şəbəkəsi nümunələri real və ya saxta kimi siniflərə dəqiq klassifikasiya edə bilmədikdə konvergeniya baş verir və generator şəbəkəsi real verilənlərin paylanmasına uyğun nümunələr yaradır.

8.4.12.2 Əsas xüsusiyyətlər

GAN-lar gizli ölçüləri və verilənlər arasında gizli əlaqələri aşkar edə bilər. Vahid məqsədli optimallaşdırma tapşırığı ilə müqayisədə, GAN-da generator şəbəkəsi və diskriminator şəbəkəsinin optimallaşdırma tapşırıqlarının məqsədləri bir-birinə ziddir. Nəticədə, GAN-ın təlim prosesi çətin və qeyri-sabit ola bilər, ona görə də bu iki şəbəkənin imkanlarının balanslaşdırılmasına ehtiyac yaranır. Diskriminator şəbəkəsi ilkin (rəqib) mərhələlərdə daha dayanıqlı olarsa, generator şəbəkəsi sonrakı mərhələlərdə təkmilləşə bilməz. Təlim prosesinin hər iterasiyasında diskriminator şəbəkəsinin generator şəbəkəsindən daha dayanıqlı olması üçün hiperparametrlərin optimallaşdırılması tələb olunur.

8.4.12.3 Tipik tətbiqlər

GAN-lardan, adətən, məndən-təsvirə generasiya [27], təsvirdən-təsvirə çevirmə [28] və təsvirin rənglənməsi [29] kimi təsvirlərin emalı tapşırıqlarında istifadə olunur.

8.4.13 Transfer öyrənmə

8.4.13.1 Nəzəriyyələr və texnikalar

Transfer öyrənmə metodları, müəyyən bir məsələ üçün təlim verilənlərindən əldə edilən bilikləri saxlayır, mücərrədləşdirir və bu bilikləri başqa məsələyə tətbiq edir. Maşın öyrənmə modeli formasında olan biliklər bəzi şərtlər daxilində yeni tapşırıq və ya sahəyə uyğunlaşdırıla bilər. Bu, xüsusilə, yeni tapşırıq və ya sahə üçün təlim verilənlərini əldə etmək və nişanlamaq çətin yaxud qeyri-mümkün olduqda faydalıdır.

8.4.13.2 Əsas xüsusiyyətlər

Transfer öyrənmə mövcud biliyi yeni sahəyə tətbiq etmək imkanlarının müəyyənləşdirilməsinə, yeni sahədə nişanlanmış verilənlərin və ya bilik strukturlarının (məsələn, maşın öyrənməsi modelləri) istifadəsi məqsədilə ötürülməsinə və ötürülmüş biliyin yeni sahəyə və ya tapşırıqı uyğun tənzimlənməsinə yaxud optimallaşdırılmasına əsaslanır.

Transfer öyrənmə konkret sahə üçün xüsusi nişanlanmış böyük həcmli verilənlərdən asılılığı azaltmaq üçün nəzərdə tutulur. Bununla belə, verilənləri həmişə yeni sahələrə uyğunlaşdırmaq mümkün olmur və ötürülən biliklər həmişə yeni sahələrdəki verilənlərin xüsusiyyətlərini adekvat şəkildə əks etdirmir.

Nəyin ötürülməsindən asılı olaraq, transfer öyrənmə yanaşmaları obyektin ötürülməsinə,

əlamətin ötürülməsinə və ya parametrlərin paylaşılmasına əsaslanıla bilər. Transfer öyrənmə, həmçinin induktiv və ya transduktiv olaraq təsnif edilə bilər. Ümumiyyətlə, induktiv transfer öyrənməsində ilkin və hədəf sahələr bir-birilə əlaqəlidir və ilkin sahə çoxsaylı təlim nümunələrinə əsaslanır. Transduktiv transfer öyrənmədə isə ötürmə prosesi müxtəlif sahələrdən əldə edilən verilənlərdən istifadə etməklə baş verir.

8.4.13.3 Tipik tətbiqlər

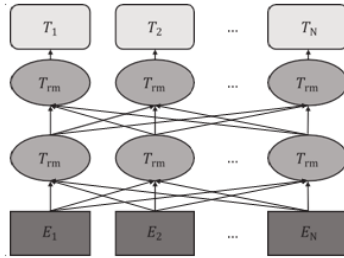
Tipik transfer öyrənmə tətbiqlərinə təsvirlərin tanınması və iki dil arasında mətn tərcüməsi üçün təlim keçmiş modellərdən mətni üçüncü dilə tərcümə etmək üçün istifadə olunan NLP [30] daxildir.

8.4.14 Çevirici əsaslı iki istiqamətli koderlərin təqdimatları

8.4.14.1 Nəzəriyyələr və texnikalar

BERT mətnin dolğun semantik təqdimatını əldə etmək üçün nişanlanmamış təlim verilənlərindən istifadə edən dil modeli növüdür. Konkret NLP tapşırığının həlli zamanı əldə edilən bu təqdimat digər NLP tapşırıqlarını yerinə yetirmək üçün çox vaxt dəqiq tənzimləmələrdən sonra və ya "aşağı axın" alqoritmlərini tətbiq etməklə yenidən istifadə edilə bilər. BERT dərin iki istiqamətli çevirici [31] koderdir. Onun girişi simvol, mətn və mövqə məlumatı kimi bir sıra vektorlar, çıxışı isə semantik vektorlardır.

Şəkil 8-də BERT modelinin [32] tipik strukturunu göstərilmişdir. E_1, E_2 və E_N daxili təqdimatlar, T_1, T_2 və T_N son çıxışlar, T_{rm} isə verilmiş tokenin aralıq təqdimatlarıdır.



Şəkil 8 — BERT modelinin strukturuna dair nümunə

8.4.14.2 Əsas xüsusiyyətlər

BERT sözlə əlaqəli informasiyanı iki istiqamətli şəkildə emal etmək üçün yaradılmışdır. Dil modelinin ilkin təliminin (məsələn, dil modellərindən daxil edilən quraşdırmalar [33], GPT [34]) digər metodlarından fərqli olaraq, BERT əvvəlki bütün sözlərə əsaslanaraq ən çox ehtimal olunan sözü proqnozlaşdırmır. Bunun əvəzinə, o, bəzi sözləri təsadüfi olaraq maskalayır və qalan maskalanmamış sözlərdən istifadə edərək proqnoz verir.

MLM ilkin təlimindən istifadə etməklə BERT bir istiqamətliliklə bağlı məhdudiyyəti azaldır. Verilmiş cümlədə MLM bir və ya bir neçə sözü təsadüfi olaraq silir və qalan sözlərə əsasən silinmiş sözləri proqnozlaşdırmağa çalışır. Bu, proqnozlaşdırma prosesində modeli kontekst informasiyadan daha da asılı edir və modelə müəyyən səhvləri korreksiya etmək imkanı verir. BERT mətndəki ikinci cümlənin birinci cümlənin ardı olmasını müəyyən etmək üçün NSP-dən də istifadə edir.

Maşın öyrənməsi modeli MLP və NLP tapşırıqları ilə birgə təlim həyata keçirməklə, hər bir sözün giriş mətnindəki ümumi məlumatı (tek cümlə və ya cümlə cütü olmasından asılı olmayaraq) hərtərəfli və dəqiq şəkildə təsvir edən vektor formasında təqdimatını generasiya edir. Sonrakı dəqiq tənzimləmə tapşırıqları maşın öyrənməsi modelinin parametrlərinin ilkin qiymətlərinin daha da yaxşılaşdırılmasını təmin edir. Lakin ilkin təlim və generasiya proseslərindəki hər bir uyğunsuzluq təbii dilin generasiyası tapşırıqlarındakı effektivliyi azalda bilər.

BERT ilkin təlim və dəqiq tənzimləmə addımlarını ehtiva edir [35]-[36]. Alqoritm ilkin təlimdə müxtəlif tapşırıqlar vasitəsilə nişanlanmamış verilənlər üzərində öyrədilir. Daha sonra alqoritm parametrləri konkret tapşırıqların nişanlanmış verilənlərindən istifadə etməklə dəqiq tənzimlənir. Tipik dəqiq tənzimləmə parametrlərinə paketin ölçüsü, öyrənmə sürəti və dövrlərin sayı daxildir. BERT bütün laylardakı iki istiqamətli çeviricilərin birgə tənzimlənməsi yolu ilə dərin iki istiqamətli təqdimat üçün öyrədir. Buna görə də, müxtəlif tapşırıqlar üçün ilkin təlim keçmiş maşın öyrənməsi modelinin dəqiq tənzimlənməsi üçün yalnız əlavə çıxış layına ehtiyac duyulur və bəzi tapşırıqlar üçün isə hər tapşırıq üzrə xüsusi bir arxitekturanın işlənməsinə ehtiyac olmur. Təlimdə maskaların həddindən çox istifadəsi proqnozlaşdırıla bilinməyən bir şəkildə maşın öyrənməsi modelinin performansına təsir göstərə bilər.

8.4.14.3 Tipik tətbiqlər

BERT modeli linqvistik məqbulluq korpusu (CoLA), Microsoft tədqiqi parafraz korpusu (MRPC), təbii dildə multijanlı nəticə çıxarma (MultiNLI), sual üzrə təbii dildə nəticə çıxarma (QNLI), məhdud sual cümləri (QQP), mətn üzrə nəticə çıxarmanın tanınması (RTE), mətnlərin semantik oxşarlığının müqayisəsi (STS-B) və Stanford sentiment ağacları bankı (SST-2) kimi NLP tapşırıqlarının inkişafına töhfə vermişdir.

8.4.15 XLNet

8.4.15.1 Nəzəriyyələr və texnikalar

GPT və BERT ilə müqayisədə daha təkmil olan XLNet – avtoregressiv permutasiya dili modelidir [37]. XLNet fasiləsiz olaraq cümlələrin təbii ardıcılığı ilə deyil, proqnozlaşdırma ardıcılığı ilə soldan sağa növbəti sözü proqnozlaşdırır. Burada ikili axınlı özünəxidmət mexanizmi həyata keçirilir. Bu "ikili axın" modeldəki hər lay üçün iki çevirici şəklində: sorğu axını və kontekst axını kimi təqdim olunur.

8.4.15.2 Əsas xüsusiyyətlər

İki istiqamətli kontekst məsələsinin həlil məqsədilə proqnozlar verərkən permutasiya dili modeli hədəfin mövqə məlumatından istifadə edir. Kontent axını cari andakı bütün kontenti kodlaşdırarkən, sorğu axını əvvəlki tarixə və proqnozlaşdırılacaq cari mövqeyə istinad edir. XLNet bütün mümkün faktorizasiya tərtiblərinin loqariflik ehtimalını maksimallaşdırmaqla iki istiqamətli kontekst məlumatlarını öyrənməyə çalışır.

BERT-dən fərqli olaraq, XLNet avtoregressivdir. Bu xüsusiyyət, ilkin təlim və dəqiq tənzimləmə addımları arasında modelin verilənlərinin təqdimatını daha yaxşı uzlaşdırmağa imkan yaradır. Bu xüsusiyyət həm də BERT-in tokenin asılı olmaması fərziyyəsini aradan qaldırmağa imkan verir.

XLNet-in tətbiqi əksər hallarda böyük hesablamaya xərcləri tələb edir.

8.4.15.3 Tipik tətbiqlər

XLNet-in tipik tətbiqlərinə oxunulmanın başa düşülməsi, sənədlərin rəqləşdirilməsi, QA tapşırıqları, mətnin klassifikasiyası və NLU daxildir.

8.5 Metaevristika

8.5.1 Ümumi müddəalar

Metaevristika optimallaşdırma məsələləri üçün kifayət qədər yaxşı həllər təmin edən optimallaşdırma alqoritmləri sinfinə aiddir. Ümumiyyətlə, bu alqoritmlər optimal həlli müəyyən etmir, lakin həllər fəzasında axtarış aparmaq üçün evristika və ya qaydalardan istifadə edərək tez bir zamanda ağılabatan (məqsədyönlü) həll tapa bilir. Onlar, adətən, həll olunan məsələ ilə bağlı ciddi fərziyyələr irəli sürümlər, buna görə də, onlardan geniş spektrli məsələlərin həllində, xüsusən də stoxastik və ya qeyri-diferensial məsələlərdə istifadə edilə bilər. Bununla belə, məsələ ilə bağlı ciddi fərziyyələr irəli sürmədikləri üçün onlar, ümumiyyətlə, konkret məsələlər üçün işlənmiş xüsusi alqoritmlərdən daha pis işləyirlər. Metaevristika çox vaxt populyasiyaya əsaslanır, axtarış fəzasında eyni zamanda çoxsaylı nöqtələrdə axtarış aparılır, bu isə o deməkdir ki, lokal optimumlardan qaçmaq imkanı yaranır. Bu alqoritmlər, həmçinin stoxastik alqoritmlərdir. Daha çox istifadə olunan metaevristik alqoritmlərə adətən təkamül hesablamalarının tipik nümunələri olan genetik alqoritmlər, genetik proqramlaşdırma və ya təkamül strategiyaları, həmçinin real həyatın "süni həyat"a inikasından ilhamlanaraq, sürü (hissəciklər sürüsünün) optimallaşdırılması və qarışqa koloniyasının optimallaşdırılması məsələlərinin xarakterik nümunələri olan simulyasiya edilmiş tovlama və sürü intellekti alqoritmləri aiddir.

8.5.2 Genetik alqoritmlər

8.5.2.1 Nəzəriyyələr və texnikalar

Genetik alqoritmlər təkamül hesablamalarının ən erkən və ən məşhur formalarından biridir. Onlar genetikə və təbii seçimə əsaslanaraq işləyir. Genetik alqoritmlər 1990-cı illərdə işlənmiş və populyarlaşmışdır [38]-[39].

Genetik alqoritmlərin əsasını təşkil edən müxtəlif nəzəriyyələr mövcuddur. Ən geniş yayılmış nəzəriyyə genetik alqoritmlərin daha yüksək performanslı həllərinin tapılması məqsədilə həllərin kiçik və ən uyğun "tikinti blokları"nın (kod blokları) necə birləşdirildiyini göstərən "tikinti blokları" hipotezidir [39].

8.5.2.2 Əsas xüsusiyyətlər

Genetik alqoritməndən istifadə etməklə optimallaşdırma məsələsinin həlli məsələnin potensial həllərini genom üzərindən təqdim etməkdən və genomun məsələni nə qədər yaxşı həll etdiyini göstərən uyğunluq (fitness) funksiyasından istifadə etməklə genomu qiymətləndirməkdən ibarətdir. Genom, adətən, optimallaşdırma məsələsindəki parametrləri təqdim edən bitlərin, sürüşkən vergüllü ədədlərin və ya digər simvolların sadə siyahısından ibarət olur. Genomlar sadə kompüter dilində interpretasiyaya ehtiyacı olan ağaclar, matrislər və ya sətirlər kimi daha mürəkkəb təqdimatlardan da ibarət ola bilər.

Alqoritm dörd addımdan ibarətdir: inisializasiya, seçim, genetik operatorlar və sonlandırma. Alqoritm ardıcıl olaraq genom nəsillərini generasiya edir, sonrakı nəsillər məsələni əvvəlkindən daha yaxşı həll edir.

Inisializasiya mərhələsində genomların populyasiyası yaradılır. Ümumiyyətlə, təsadüfi yaradılan genomlardan istifadə olunur, lakin zəif həllərlə populyasiya yaratmaq mümkündür.

Bununla belə, populyasiyada müxtəlif ilkin genomların mövcudluğu vacibdir.

İnializasiyadan sonra seçim addımı həyata keçirilir. Burada populyasiyadakı genomlar uyğunluq funksiyasından istifadə etməklə qiymətləndirilir və onlar seçmə ehtimalı uyğunluq funksiyasına mütənəşib olmaqla generasiya üçün təsadüfi seçilir. Başqa sözlə, generasiya edilməsi məqsədlə məsələni daha yaxşı həll edən və daha uyğun olan genomların seçilmə ehtimalı bu zaman daha yüksək olur. Ümumi seçmə yanaşmalarına ruletka çarxının seçilməsi və turnir seçimi daxildir.

Generasiya üçün genomlar cütü seçildikdən sonra genetik operatorlar tətbiq edilir. Ən çox rast gəlinən genetik operatorlar çarpazlaşma (krossover və ya rekombinasiya) və mutasiyadır.

Çarpazlaşma yeni nəsil (törəmə) yaratmaq üçün hər iki valideyn genomunun hissələrini kombine edir. Çarpazlaşmanın geniş yayılmış variantlarına tək nöqtəli krossover və ya iki nöqtəli çarpazlaşma aiddir. Əslində, genomun uzunluğu boyunca təsadüfi olaraq bir və ya iki kəsilmə nöqtəsi təyin olunur. Yeni nəslin (törəmə) genomu bir valideyn genomunun kəsilmə nöqtəsindən əvvəlki (birinci) hissəsindən və digər valideyn genomunun kəsilmə nöqtəsindən sonrakı (ikinci) hissəsindən ibarət olur. İki nöqtəli variantda genomun birinci və üçüncü hissələri bir valideyndən, ikinci hissəsi isə digər valideyndən götürülməklə formalaşır. Çarpazlaşmanın məqsədi daha güclü yeni nəsil (törəməni) generasiya etmək üçün yaxşı həllərin hissələrini bölüşməkdir. Daha zəif yeni nəsil (törəmələr) seçmə yolu ilə sonrakı nəsillərdən kənarlaşdırılaraq silinir.

Digər əsas genetik operator genomdakı simvolların təsadüfi dəyişdirildiyi mutasiyadır. Mutasiyanın məqsədi populyasiyaya yeni müxtəliflik daxil etməklə erkən konvergenşyanın qarşısını almaqdır. Çarpazlaşma yüksək ehtimal ilə (adətən, 0,6 ilə 0,9 arasında), mutasiya isə çox aşağı ehtimal ilə (adətən, 0,1 və ya daha az) tətbiq olunur.

Populyasiyanın ardıcıl nəsilləri alqoritm əvvəlcədən müəyyən edilmiş sayda nəsillər yaratmaq kimi sadə sonlama meyarından istifadə etməklə başa çatana qədər və ya populyasiyanın ən yaxşı üzvü əvvəlcədən müəyyən edilmiş meyarlara cavab verənə qədər generasiya olunur.

8.5.2.3 Tipik tətbiqlər

Genetik alqoritmlər müxtəlif tipli tətbiqlərdə istifadə olunur. Məsələlər qeyri-diferensial olduqda, uyğunluq funksiyası aşkar riyazi şəkildə göstərilə bilmədikdə və tədqiqat sahəsi stoxastik olduqda genetik alqoritmlər uğurlu nəticələr əldə edir.

ƏDƏBİYYAT

- [1] Russell Stuart J., Norvig Peter *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Essex: Pearson
- [2] ISO/IEC 2382:2015, *Information technology — Vocabulary*
- [3] ISO/IEC/IEEE 26513:2017, *Systems and software engineering — Requirements for testers and reviewers of information for users*
- [4] ISO/IEC/TR 24030, *Information technology — Artificial intelligence (AI) — Use cases*
- [5] Jiao Jian Application and prospect of artificial intelligence in smart grid. *IOP conference series: Earth and Environmental Science*. IWRED 2020, 2020
- [6] RDF Schema 1.1 — W3C Recommendation 25 February 2014. Available from: <http://www.w3.org/TR/2014/REC-rdf-schema-20140225/>
- [7] OWL 2 Web Ontology Language Document Overview (Second Edition) — W3C Recommendation 11 December 2012. Available from: <http://www.w3.org/TR/2012/REC-owl2-overview-20121211/>
- [8] Hu L., Jiang Y., Li Y. Optimization Design of Internet Fraud Case Based on Knowledge Graph and Case Teaching. *Proceedings of the 2019 7th International Conference on Information and Education Technology*. ICIET 2019, 2019
- [9] SPARQL 1.1 Query Language — W3C Recommendation 21 March 2013. Available from: <http://www.w3.org/TR/2013/REC-sparql11-query-20130321/>
- [10] ISO/IEC 9075 (all parts), *Information technology — Database languages — SQL*
- [11] Shapes Constraint Language (SHACL) — W3C Recommendation 20 July 2017. Available from: <https://www.w3.org/TR/2017/REC-shacl-20170720/>
- [12] Copi Irving M., Cohen Carl, McMahon Kenneth *Introduction to Logic 14th edition*. Essex: Pearson Education Limited
- [13] Quinlan J. R. Induction of Decision Tree. *Machine Learning*, 1986, **1**, 81-106
- [14] Quinlan J. R. *C4.5: Programs for Machine Learning*. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1993
- [15] Quinlan J.R. Data Mining Tools See5 and C5.0. *RuleQuest Research* [online]. St. Ives NSW, Australia, October 2020 [viewed 21 November 2020]. Available from: <https://www.rulequest.com/see5-info.html>
- [16] Breiman Leo, Friedman Jerome, Stone Charles J., Olshen R.A. *Classification and Regression Trees*. Monterey, CA: Wadsworth & Brooks/Cole Advanced Books & Software, 1984
- [17] Breiman L. Random Forests. *Machine Learning*. 2001, **45** (1), 5–32
- [18] Li Bin, Zhuang Xiaoying Multiscale computation on feedforward neural network and recurrent neural network. *Frontiers of Structural and Civil Engineering*. 2021
- [19] Haykin Simon *Neural networks and learning machines, volume 3*. Upper Saddle River, NJ: Pearson, 2009
- [20] Bengio Yoshua, Simard Patrice, Frasconi Paolo Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult. *Neural Networks, IEEE Transactions on*. 1994, **5**(2),

- [21] Hochreiter Sepp, Bengio Yoshua, Frasconi Paolo, Schmidhuber Jürgen *Gradient flow in recurrent nets: the difficulty of learning long-term dependencies*. Wiley-IEEE Press, 2001, 237-243
- [22] Hochreiter Sepp, Schmidhuber Jürgen Long short-term memory. *Neural computation*. 1997, 9(8), 1735–1780
- [23] Dai A., Le Q. Semi-supervised Sequence Learning. *arXiv preprint*. 2015. arXiv: 1511.01432
- [24] LeCun Y., Bottou L., Bengio Y., Haffner P. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*. 1998, 11
- [25] Hu Zhenlong, Zhao Qiang, Wang Jun The prediction model of worsted yarn quality based on CNN–GRNN neural network. *Neural Computing and Applications*. 2018
- [26] Goodfellow Ian, Pouget-Abadie Jean, Mirza Mehdi, Xu Bing David Warde- Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. Generative adversarial nets. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2014, 2672–2680
- [27] Xu T., Zhang P., Huang Q., Zhang H., Gan Z., Huang X. et al. AttnGAN: Fine-Grained Text to Image Generation with Attentional Generative Adversarial Networks. *arXiv preprint*. 2017. arXiv: 1711.10485v1
- [28] Zhu J.-Y., Park T., Isola P., Efros A.A. Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks. *arXiv preprint*. 2020. arXiv: 1703.10593v7
- [29] Liu G., Reda F.A., Shih K.J., Wang T.-C., Tao A., Catanzaro B. Image Inpainting for Irregular Holes Using Partial Convolutions. *arXiv preprint*. 2018. arXiv: 1804.07723v2
- [30] Jeremy H., Sebastian R. Universal Language Model Fine-tuning for Text Classification. *arXiv preprint*. 2018. arXiv: 1801.06146v5
- [31] Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A.N. et al. Attention is all you need. *arXiv preprint*. 2017. arXiv: 1706.03762v5
- [32] Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *arXiv preprint*. 2019. arXiv: 1810.04805v2
- [33] Peters M.E., Neumann M., Iyyer M., Gardner M., Clark C., Lee K. et al. Deep contextualized word representations. *arXiv preprint*. 2018. arXiv: 1802.05365v2
- [34] Radford A., Narasimhan K., Salimans T., Sutskever I., Improving language understanding by generative pre-training. OpenAI [online]. San Francisco, USA, 11 June 2018 [viewed 23 November 2020]. Available from: <https://openai.com/blog/language-unsupervised>
- [35] Song Z., Xie Y., Huang W., Wang H. Classification of Traditional Chinese Medicine Cases based on Character-level Bert and Deep Learning. *IEEE 8th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC)*. 2019
- [36] Parcheta Zuzanna, Sanchis-Trilles Germán, Casacuberta Francisco, Rendahl Robin Combining Embeddings of Input Data for Text Classification. *Neural Processing Letters*. 2020
- [37] Yang Z., Dai Z., Yang Y., Carbonell J., Salakhutdinov R., Le Q.V. XLNet: Generalized

Autoregressive Pretraining for Language Understanding. *arXiv preprint*. 2020. arXiv: 1906.08237v2

[38] Goldberg David *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Reading, MA: Addison-Wesley Professional, 1989

[39] Holland John *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Cambridge, MA: MIT Press, 1992

LAYIHƏ