

VILNIAUS GEDIMINO TECHNIKOS UNIVERSITETAS

FUNDAMENTINIŲ MOKSLŲ FAKULTETAS

INFORMACINIŲ TECHNOLOGIJŲ KATEDRA

Matas Malickas

**DIDŽIŲJŲ DUOMENŲ APDOROJIMAS**

Kursinis darbas

Tikrino: doc. dr. Andrej Bugajev

Vilnius, 2023**Turinys**

[1. Įvadas 4](#_Toc136337189)

[2. Pirmojo uždavinio sprendimas 5](#_Toc136337190)

[2.1. Pirmas laboratorinis darbas 5](#_Toc136337191)

[2.1.1. „Map“ funkcionalumo programavimas 5](#_Toc136337192)

[2.1.2. „Reduce“ operacijos implementacija 6](#_Toc136337193)

[2.1.3. „Combiner tipo užduoties įtraukimo galimybės 7](#_Toc136337194)

[2.1.4. „Hadoop MapReduce“ sistemos naudojimas 8](#_Toc136337195)

[2.2. Antrasis laboratorinis darbas 12](#_Toc136337196)

[2.2.1. „DAG“ programavimo modelio veikimas 12](#_Toc136337197)

[2.2.2. Laboratorinio darbo eiga naudojantis „Spark“ 13](#_Toc136337198)

[2.3. Trečiasis laboratorinis darbas 15](#_Toc136337199)

[2.3.1. Laboratorinio darbo eiga naudojantis „Spark“ 15](#_Toc136337200)

[2.3.2. Vykdymas klasteryje 22](#_Toc136337201)

[3. Priedai 23](#_Toc136337202)

**Paveikslų sąrašas**

[1 pav. Rezultatas po „reduce“ operacijos 7](file:///C:\Users\Matas\Git\Big-Data-Course-Work\Course\MatasMalickas_DGTfm-22_Kursinis.docx#_Toc136337176)

[2 pav. „Oracle Virtual Box“ „HortonWorks HDP“ virtuali mašina 8](#_Toc136337177)

[3 pav. „Hortonworks HDP“ startavusi virtuali mašina 9](#_Toc136337178)

[4 pav. „Ambari“ metrikų vartojo sąsajos puslapis 9](#_Toc136337179)

[5 pav. „WinSCP“ kopijavimo prisijungimo langas 10](file:///C:\Users\Matas\Git\Big-Data-Course-Work\Course\MatasMalickas_DGTfm-22_Kursinis.docx#_Toc136337180)

[6 pav. „WinSCP“ duomenų perkėlimo langas 10](#_Toc136337181)

[7 pav. Prisijungimas naudojantis SSH prie virtualios mašinos 11](file:///C:\Users\Matas\Git\Big-Data-Course-Work\Course\MatasMalickas_DGTfm-22_Kursinis.docx#_Toc136337182)

[8 pav. Duomenų perkėlimas į „HDFS“ 11](#_Toc136337183)

[9 pav. „Other“ mašinos tipo regresija 20](#_Toc136337184)

[10 pav. „Van“ mašinos tipo regresija 21](#_Toc136337185)

[11 pav. „Truck“ mašinos tipo regresija 21](#_Toc136337186)

[12 pav. „linehaul“ mašinos tipo regresija 22](#_Toc136337187)

[13 pav. „depot“ mašinos tipo regresija 22](#_Toc136337188)

# Įvadas

Kursiniame darbe nagrinėjamos ir testuojamos didelių duomenų apdorojimo programinės sistemos laboratoriniams darbams. Didieji duomenys yra sudėtingi ir užima daug atminties, jų apdorojimas įprastomis duomenų bazių sistemomis yra nepatogus ir dažnai užtrunka ilgą laiką. Siekiant veiksmingai apdoroti didelius duomenų kiekius, būtina naudoti didelių duomenų sistemas, kurios gali juos apdoroti žymiai efektyviau.

Laboratoriniuose darbuose tiriami duomenys, susiję su siuntų pristatymo ir logistikos įmonės veikla. Remiantis laboratorinio darbo užduotimi, naudojant „Hadoop“ ir „Spark“ sistemas ir pasitelkiant „MapReduce“ metodą, duomenys yra išgryninami ir atitinkamai suagreguojami.

„Hadoop" yra plačiai paplitusi atviro kodo „MapReduce“ realizacija, leidžianti paskirstytai apdoroti didelius duomenų rinkinius naudojant paprastus programavimo modelius. Ji palengvina programuotojui klasikines paskirstytų skaičiavimų problemas. Ji leidžia specialistams apsisaugoti nuo potenčialių gedimų, sumažina reikalingą parašyto bei prižiūrimo kodo kiekį.

„Apache Spark“ (toliau „Spark“) yra sukurta kiek vėliau už „Hadoop“ ir leidžia atlikti skaičiavimus dar greičiau. Skirtingai nuo „Hadoop“, kuris tarpinius duomenis saugo failų sistemoje (HDFS), „Spark“ saugo duomenis operatyvioje atmintyje. Tai lemia sistemos greitesnį veikimą, kadangi nuskaitymas iš failų sistemos tokia dažna operacija. Tai leidžia pasiekti geresnį duomenų apdorojimo greitį. Ši sistema suteikia naudingų pagalbinių paketų duomenų analizei. Pagrindinis „Spark“ trūkumas yra didelis operatyvios atminties poreikis. „Hadoop“ ir „Spark“ suteikia galimybę atlikti sudėtingus ir ilgai užtrunkančius skaičiavimus be būtinybės specialistams patiems kurti sudėtingas sistemas, kurios gebėtų apdoroti didelius duomenų kiekius efektyviai.

# Pirmojo uždavinio sprendimas

## Pirmas laboratorinis darbas

### „Map“ funkcionalumo programavimas

Šiame laboratoriniame darbe buvo atlikta duomenų apie siuntų pristatymą bei logistikos įmonės veiklą analizė. Naudojantis „MapReduce“ programavimo modeliu bei „Hadoop“ platforma, buvo atlikta duomenų apdorojimo užduotis. Jos tikslas buvo pasiversti duomenis į tinkamą apdorojimui formatą bei atrinktus duomenis apjungti į lentelę pagal lauką „maršrutas“. Atlikus šią užduotį buvo apjungti duomenys „svoris“ (pritaikyta sumos operacija), „siuntu skaicius“ (pritaikyta sumos operacija) bei „geografine zona“ (nustatyti unikalių reikšmių dažniai).

Map funkcionalumo įgyvendinimui, buvo sukurtas map.py failas, kuris geba išrinkti reikalingus duomenis tolimesniam rūšiavimui ir reduce operacijai. Šis failas turi pagrindini ciklą, kuris iteruoja per visas pilnas duomenų failo eilutes, panaikina nereikalingus tarpus, paima eilutės duomenis be pradinių ir galinių duomenų atskirimo ženklų ir suskirsto esamą eilutę į atskirus duomenų objektų įrašus.

for line in sys.stdin:

    line = line.strip()

    line = line[2:len(line)-2]

    stripped\_string = line.split('}}{{')

Tada esamame cikle yra kuriamas dar vienas ciklas ir iteruojama per išskirstytus pilnus duomenų objektus. Visi duomenų įrašai yra atskiriami per skiriamuosius ženklus, paruošiami kintamieji, kurie turės būt ištraukti iš duomenų įrašo.

for data\_entry in stripped\_string:

        parsed\_strings = data\_entry.split('}{')

        map\_key = None

        map\_value\_1 = None

        map\_value\_2 = None

        map\_value\_3 = None

Sekantis ciklas yra skirtas išrinkti pačias raktų ir verčių poras, jei jos egzistuoja objekte. Kai baigiama iteruoti per visas vieno įrašo reikšmes, dabartinis ciklas pasibaigia ir duomenys yra rašomi į standartinę išvestį (failą), jei visos vertės egzistuoja.

        for parsed\_string in parsed\_strings:

            (key, value) = parsed\_string.split('=')

            # Skip iteration if value is empty

            if value == '':

                continue

            if key == main\_field:

                map\_key = int(value)

            if key == second\_field:

                map\_value\_1 = float(value)

            if key == third\_field:

                map\_value\_2 = int(value)

            if key == fourth\_field:

                map\_value\_3 = value

        if(map\_key != None and map\_value\_1 != None and map\_value\_2 != None and map\_value\_3 != None):

            print(f'{map\_key}\t{map\_value\_1}\t{map\_value\_2}\t{map\_value\_3}')

### „Reduce“ operacijos implementacija

Sekanti programa yra skirta duomenų rūšiavimui. Ji skaito standartinę išvestį (nustatytas failas) bei deda įrašus į atmintyje esantį masyvą. Tada masyvas yra išrūšiuojamas pagal raktą bei visi įrašai yra surašomi į standartinę išvestį (failą).

Kol raktas yra nepasikeitęs, taip pat yra sekamas geografinių zonų dažnis tam tikram maršrutui (raktui). Tai veikia dedant zonas kaip raktus į dictionary ir jų vertes laikant pasikartojimų skaičiumi. Kai raktas pasikeičia, tada yra išvedamos reikšmės, kurios yra: maršrutas, svorių suma, siuntų skaičiaus suma bei geografinės zonos su jų pasikartojimo dažniais.

for line in sys.stdin:

    line = line.strip()

    # Parse the input we got from mapper

    key, val\_1, val\_2, zone = line.split('\t', 3)

    # convert count (currently a string) to int

    try:

        val\_1 = float(val\_1)

        val\_2 = int(val\_2)

    except ValueError:

        # count was not a number, so silently

        # ignore/discard this line

        continue

    # For this key, put the zone count into the dictionary

    if zone != None and zone in zone\_dict:

        zone\_dict[zone] += 1

    else:

        zone\_dict.setdefault(zone, 1)

    # this IF-switch only works because Hadoop sorts map output

    # by key (here: word) before it is passed to the reducer

    if current\_key == key:

        current\_weight\_sum += val\_1

        current\_parcel\_sum += val\_2

    else:

        if current\_key != None:

            # write result to STDOUT

            print(

                f'{current\_key}\t{current\_weight\_sum}\t{current\_parcel\_sum}', end='')

            # Write zones for this key

            [print(f'\t{zone}\t{zone\_count}', end='')

             for [zone, zone\_count] in zone\_dict.items()]

            print()

        current\_weight\_sum = val\_1

        current\_parcel\_sum = val\_2

        current\_key = key

        zone\_dict = {}

# do not forget to output the last word if needed!

if current\_key == key:

    if zone in zone\_dict:

        zone\_dict[zone] += 1

    else:

        zone\_dict.setdefault(zone, 1)

    print(f'{current\_key}\t{current\_weight\_sum}\t{current\_parcel\_sum}', end='')

    # Write zones for this key

    [print(f'\t{zone}\t{zone\_count}', end='')

        for [zone, zone\_count] in zone\_dict.items()]

A screenshot of a computer screen

Description automatically generated with low confidenceAtlikus „Reduce“ operacija yra gaunamas failas, kuriame yra apjungti duomenys pagal nustatytus kriterijus.

1 pav. Rezultatas po „reduce“ operacijos

### „Combiner tipo užduoties įtraukimo galimybės

„MapReduce“ programavimo modelyje „Combiner“ yra funkcija, kuri veikia tarpines rakto ir reikšmės poras, kurias sukuria „map“ operacija, prieš siunčiant jas „reduce“ operacijai. Jos paskirtis - sumažinti duomenų, kuriuos reikia perduoti tinklu, kiekį ir pagerinti bendrą našumą. „Combiner“ atlieka tarpinių reikšmių agregavimą kiekvienam unikaliam raktui, sujungdamas ir apibendrindamas duomenis. Sujungdamas duomenis, „combiner“ gali padėti sumažinti duomenų apimtį, kurią turės apdoroti *reducer‘is*. Išvestis, gauta po „combine“ operacijos, siunčiama į *reducer‘į*, kur atliekamas tolesnis apdorojimas. Tokie duomenų apjungėjai yra ypač naudingi, kai tarpiniai duomenys yra dideli ir juos galima efektyviai sujungti nedarant įtakos galutiniam rezultatui.

Laboratorinio darbo užduoties atveju, būtų galima panaudoti šį programavimo modelį, kadangi jis leistų sumažinti reikšmių kiekį, kurį gaus „reduce“ operacija. *Combiner‘is* galėtų apjungti reikšmes pagal raktą ir iškarto taikyti sumos operaciją visoms reikšmės, sugrupuotoms pagal raktą. Ši operacija potencialiai galėtų paspartinti skaičiavimo procesą, kadangi skaičiavimai būtų atliekami su mažesniu duomenų skaičiumi bei bendras perduodamų reikšmių skaičius *reducer‘iui* sumažėtų.

### „Hadoop MapReduce“ sistemos naudojimas

„Hadoop“sistemą galima pasileisti keliais būdais. Vienas iš jų yra naudojantis „Hortonworks HDP“ programine įranga. Ši programinė įranga gali būti įrašyta kaip „Docker“ konteineris arba ją galima surašyti į virtualią mašiną. Abu sprendimai po įdiegimo yra paruošti naudojimui. Šiame laboratoriniame darbe buvo panaudota „Hortonworks HDP“ virtuali mašiną.

A screenshot of a computer

Description automatically generated

2 pav. „Oracle Virtual Box“ „HortonWorks HDP“ virtuali mašina

Įsiimportavus atsisiųstą virtualias mašinos atvaizdą, reikia ją pasileisti bei palaukti, kol baigsis diegimo procesas virtualios mašinos viduje. Pasibaigus diegimo procesui, „Hortonworks HDP“ sistema yra pasiekiama per naršyklę adresu http://localhost:1080 bei „SSH“.

A screenshot of a computer

Description automatically generated

3 pav. „Hortonworks HDP“ startavusi virtuali mašina

Į sistemą galima prisijungti naudojantis numatytais prisijungimo duomenimis, kurie yra pateikti „Cloudera“ internetiniame puslapyje. Prisijungus į sistemą yra matomos įvairios metrikos, kurios nurodo sistemos duomenis, tokius kaip apkrova, užimta vieta ir panašiai.

A screenshot of a computer

Description automatically generated

4 pav. „Ambari“ metrikų vartojo sąsajos puslapis

Norint atlikti skaičiavimus „Hortonworks HDP“ aplinkoje, reikia į ją sukelti duomenis skaičiavimui. Tai padaryti galima naudojantis bet kokį „FTP“ klientą. Norint prisijungti prie „FTP“ reikia atsidaryti klientinę programą (šio laboratorinio darbo metu buvo naudotas „WinSCP“. Prisijungimo duomenys į šios mašinos FTP priklauso nuo norimos paskyros, kadangi ši sistema pateikia kelis numatytus naudotojus, kuris kiekvienas turi tam tikras privilegijas.

A screenshot of a computer

Description automatically generatedPer „WinSCP“ grafinę vartotojo sąsają sukeliame failus į „maria\_dev“ naudotojo „home“ direktoriją.

5 pav. „WinSCP“ kopijavimo prisijungimo langas

A screenshot of a computer

Description automatically generated

6 pav. „WinSCP“ duomenų perkėlimo langas

Norint naudotis sistema, reikia į ją prisijungti naudojantis SSH. Tai galima padaryti atsidarius komandinės eilutės interfeisą (laboratorinio darbo metu buvo naudotas „Powershell 7“) bei jungiantis nurodant naudotojo vardą „maria\_dev“, adresą „127.0.0.1“ ir portą „2222“.

A screen shot of a computer

Description automatically generated with medium confidencePrisijungus prie sistemos, gali reikėti pakeisti failų vykdymo privilegijas, gal būtų galima juos vykdyti. Tai padaryti galima naudojantis komanda „sudo chmod +x ./\*” toje direktorijoje, kurioje yra laboratorinio darbo failai.

7 pav. Prisijungimas naudojantis SSH prie virtualios mašinos

Kadangi „Hadoop“ naudoja „HDFS“, reikia sukurti aplanką, kuris egzistuos „Hadoop“ „HDFS“ failų sistemoje. Tai padaryti galima sukūrus naują aplanką su komanda „hadoop fs -mkdir ld“ bei „hadoop fs -put duom\_full.txt ld/duom\_full.txt“. Atlikus šiuos veiksmus, duomenys yra paruošti „MapReduce“ operacijai.

A screenshot of a computer program

Description automatically generated with medium confidence

8 pav. Duomenų perkėlimas į „HDFS“

Tuomet, kai duomenys yra paruošti darbui, galima paleisti laboratorinio darbo kodą naudojantis „mapred streaming“ komanda, bei nurodant įvesties, *map‘inimo*, *reduce*‘*inimo* bei išvesties failus.

A screenshot of a computer screen

Description automatically generated with medium confidence

Komandai baigus darbą, gautą rezultatą galima peržiūrėti išvesties faile per naršyklę, einant į „Ambari“ sistemą ir pasirinkus „Files View“. Iš šio lango reikia nueiti į „maria\_dev“ naudotojo sukurtą „ld“ direktoriją ir tada peržiūrėti išvestį.

## Antrasis laboratorinis darbas

Antrąjame laboratoriniame darbe toliau buvo analizuojamas duomenų rinkinys apie siuntų pristatymo bei logistikos įmonės veiklą. Šiame darbe buvo atliktas duomenų apdorojimas bei jų struktūrizavimas bei, naudojantis „DAG“ programavimo modeliu, atliktas jų agregavimas pagal raktus ir suskaičiuoti kiekybiniai parametrai: mažiausias, didžiausias ir vidutinis aritmetiniai siuntų svorio vidurkiai skirtingose svorio grupėse.

### „DAG“ programavimo modelio veikimas

Šiame darbe naudojama programinė įranga yra „Spark“. Tai sistema, kurios esmė yra yra atlikti „map“ ir „reduec“ operacijas, todėl ji yra labai panaši į „Hadoop“ platformą. Nors abi sistemos veikia paskirstytųjų skaičiavimų aplinkoje, „Spark“ išsiskiria tuo, kad duomenis apdoroja atmintyje, o tai gerokai padidina jos našumą. Atlikdama operacijas atmintyje, „Spark“ sumažina nuskaitymo ir įrašymo į diskaą operacijų poreikį, todėl greičiau vykdomos operacijos ir padidėja efektyvumas. Tačiau šis pranašumas lemia tai, kad ši sistema naudoja žymiai daugiau operatyviosios atminties, lyginant su „Hadoop“.

Vienas iš esminių „Spark“ ir „Hadoop“ skirtumų yra duomenų apdorojimo būdas. „Hadoop“ remiasi gerai žinomu „MapReduce“ modeliu, kai duomenys apdorojami dviem atskirais etapais: duomenų grupavimo pagal raktus (*map‘inimo*) ir „reduce“ operacijos. Tuo tarpu „Spark“ naudoja pranašesnį metodą - nuosavą paskirstytą vykdymo variklį, paremtą kryptiniu acikliniu grafu (DAG).

„DAG“ yra grafas, sudarytas iš viršūnių ir briaunų. Šiame grafe viršūnės atitinka RDD duomenų vienetus, o briaunos nurodo operacijos, kurios yra atliekamos su šiais duomenimis.

Viena iš priežasčių, kodėl buvo sukurtas „DAG“ , yra tai, kad „Hadoop“ atliekamos operacijos nepriklauso viena nuo kitos ir nėra žinoma, kurios operacijos bus atliekamos tolimesniuose žingsniuose. Dėl šios priežasties, tarpiniai rezultatai yra rašomi į diską, kai būtų galima to išvengti. Rašymo į diską metu yra prarandamas greitis bei išnaudojama „HDFS“ atmintis. „DAG“ spendžia šią problemą, kadangi jis leidžia operacijas vykdyti viena po kitos ir pasirūpina duomenų saugojimu, priklausomai nuo to, kokios bus atliekamos operacijos.

Be to, „Spark“ atlieka operacijas ne iš karto, tik tik tada, kai to prireikia. Tai vadinama „lazy evaluation“. Tai atlikti leidžia tas faktas, kad grafas išlaiko operacijų priklausomybes.

### Laboratorinio darbo eiga naudojantis „Spark“

Siekiant atlikti laboratorinį darbą, buvo sudiegta „Apache Spark“ lokalioje programavimo aplinkoje. Programos kode, „Spark“ konteksto inicializacija yra reikalinga, kad būtų galima atlikti veiksmus su RDD duomenų struktūromis. Naudojantis „pyspark“ programinės įrangos paketu failas yra nuskaitomas ir užkraunamas į atmintį.

from pyspark import SparkConf, SparkContext

conf = SparkConf().setAppName('MyApp')

sc = SparkContext(conf=conf)

A = sc.textFile('duom\_full.txt')

Toliau buvo sukurtas programinis kodas, kuris pateiktus duomenis pavečia į apdorojamą formatą. Tai buvo atlikta sukuriant papildomą funcija, kuri, pagal duomenų failo struktūrą, atrenka reikalingus duomenis. Ši funkcija išrenka iš duomenų objektų raktą, pagal kurį bus agreguojami duomenys. Rakto vertės yra duomenų faile pateiktos svorių grupės. Funkcija, toliau skaitydama duomenų failą, išrenka svorio vertes ir, pasibaigus nuskaitymo ciklui, grąžina rakto ir vertės porą.

Apsibrėžus pagrindinę map funckija, buvo panaudotos siauros transformacijos, tam kad duomenys būtų apdoroti ir paruošti tolimesnėms operacijoms su jais (operacijai „reduce“). Panaudotos siauros duomenų tranformacijos buvo „map“, „flatMap“ bei „filter“. Jos yra atliekamos vienoje particijoje, kas reiškia, kad duomenys nėra perkeliami tarp skirtingų particijų.

# map

def map\_func(x):

    key = ''

    value = float(0)

    for entry in x:

        e\_key, e\_value = entry.split('=')

        if e\_key == 'svorio grupe':

            key = e\_value.replace('}}', '').replace('{{', '')

        elif e\_key == 'svoris':

            try:

                value = float(e\_value.replace('}}', '').replace('{{', ''))

            except Exception as e:

                pass

    return (key, value)

y = A.map(lambda x: x.strip())\

    .flatMap(lambda x: x.split('}}{{'))\

    .map(lambda x: x[2:] if x.startswith('{{') else x)\

    .map(lambda x: x[:-2] if x.startswith('}}') else x)\

    .map(lambda x: x.split('}{'))\

    .map(map\_func)\

    .filter(lambda x: x[0] != '')

print(y.take(20))

Baigus rašyti „map“ funkcionalumo programinį kodą, buvo sukurtas programos fragmentas, kuris yra atsakingas už „reduce“ operaciją. Tam, kad suagreguoti duomenis ir paruošti juos vidurkių apskaičiavimui, buvo aprašyta funkcija „reduce\_func“, kuri grąžina sudėtas „value“ tipo reikšmių porą. Su paruoštais duomenimis po „map“ operacijos, funkcijai paduodami argumentai yra „x“ ir „y“. Tai yra akumuliatorius bei sekanti iteruojama reikšmė. Tai leidžia atlikti tam tikras operacijas su gautais duomenimis. Šiuo atveju, akumuliatoriaus sukaupta svorio reikšmė yra sudedama su esamos iteracijos svorio reikšme, ir gražinama kaip pirmas poros elementas. Antrasis poros elementas yra to svorio pasikartojimo dažnis, kuriam būna priskirta standartinė reikšmė – 1. Šis skaičius leidžia sekti apdorotų elementų skaičių, nes norint apskaičiuoti vidurkius, yra būtina gauti visą svorių sumą bei visų elementų skaičių.

Siaura transformacija „mapValues“ yra iškviečiama ant „Spark“ RDD duomenų rinkinio ir paruošia prieš tai įvardintą papildomą „value“ kintamąjį, kuris bus naudojamas sekti elementų skaičių. Ši transformacija yra siaura ir nereikalauja duomenų perkėlimo tarp particijų. Sekanti kviečiama transformacija yra „reduceByKey“. Ji yra plataus tipo transformacija ir apdoroja duomenis, kurie gali būti skirtingose particijose. Tai lemia, kad duomenys gali būti perkeliami tarp skirtingų particijų, siekiant įgyvendinti šią transformaciją. „reduceByKey“ apjungia kiekvieno rakto vertes pagal nurodytą funkciją. T.y., pagal svorio grupes apjungia svorius bei visą elementų kiekį. Po šios transformacijos, yra atlikta „reduce“ operacija ir duomenys yra paruošti vidurkių apskaičiavimui.

def reduce\_func(x, y):

    return (x[0] + y[0], x[1] + y[1])

reduced = y.mapValues(lambda x:  (x, 1))\

    .reduceByKey(reduce\_func)

print(reduced.take(20))

Siekiant paskaičiuoti statistiką, buvo įvykdytos siaurosios „mapValues“ transformacijos, kurios, kiekvienam raktui, apskaičiuoja vidurkius, minimalias ir maksimalias reikšmes pagal gautas vertes kiekvienai svorių grupei.

# Statistics

avg = reduced.mapValues(lambda x: x[0] / x[1])

print(avg.collect())

min = reduced.mapValues(lambda x: x[0] if x[0] < x[1] else x[1])

print(min.collect())

max = reduced.mapValues(lambda x: x[0] if x[0] > x[1] else x[1])

print(max.collect())

Įvykdžius šias transformacijas buvo gautas rezultatas, kurio pirmasis elementas yra svorio grupė ir mažiausia šios grupės vertė, svorio grupė ir didžiausia vertė bei svorio grupė ir aritmetinis vidurkis.

[('>300', 516.7904761904762), ('<300', 100.26420454545455), ('<50', 10.383368421052634)]

[('>300', 21), ('<300', 176), ('<50', 285)]

[('>300', 10852.599999999999), ('<300', 17646.5), ('<50', 2959.2600000000007)]

## Trečiasis laboratorinis darbas

Trečiajame laboratoriniame darbe toliau buvo dirbama su duomenimis, aprašančiais siuntų pristatymo bei logistikos įmonės veiklą. Šioje užduotyje buvo pateikti papildomi duomenys apie maršrutus skirtingomis savaitės dienomis. Atliekant laboratorinį darbą, buvo ištirta tiesinė priklausomybė parametro „BendrasLaikas“ nuo parametro „svoris“. Duomenys buvo agreguojami pagal maršrutą ir datą bei buvo pritaikoma sumos operacija. Kiekvieni duomenys buvo analizuoti kiekvienam mašinos tipui atskirai.

### Laboratorinio darbo eiga naudojantis „Spark“

Šiam darbui atlikti buvo panaudoti keli programiniai paketai. Pagrindinis jų – „pyspark“. Šis paketas leidžia atlikti duomenų transformacijas greitai ir efektyviai rašant kodą „Python“ programavimo kalba.

Detalizuojant naudotus įrankius, iš „Spark“ paketo, buvo panaudotas „Spark SQL“ modulis, kuris yra skirtas apdoroti struktūrizuotus duomenis. Jis suteikia programavimo abstrakciją „DataFrame“. Ši duomenų struktūra leidžia laikyti lentelės tipo duomenis, sudarytus iš eilučių ir stulpelių. „DataFrame“ objektais galima lengvai manipuliuoti, ištrinti ar pridėti stulpelius, eilutes ir kitas panašias transformacijas.

Kitas panaudotas programinės įrangos paketas buvo „Spark ML“. Tai – mašininiam mokymui skirta biblioteka, suteikianti įvairias pagalbines funkcijas regresijos, klasifikacijos bei kitų algoritmų modelių sudarymui.

Duomenų ir gautų rezultatų atvaizdavimui buvo panaudota atvirojo kodo biblioteka „matplotlib“. Šis programinės įrangos paketas suteikia galimybę braižyti įvairius grafikus bei kitas vizualizacijas.

Siekiant atlikti regresinę analizę, buvo nuskaityti duomenys iš pateikto duomenų failo. Kadangi buvo toliau nagrinėjami duomenys apie siuntų pristatymo bei logistikos įmonės veiklą, jų nuskaitymas ir transformavimas buvo labai panašus kaip ir antrąjame laboratoriniame darbe. Naudojantis „Spark“ pateiktomis funkcijomis, buvo nuskaitytas tekstinis failas bei transformuotas į tinkamą formatą.

Kadangi duomenis buvo reikiama agreguoti pagal maršrutą ir datą, reikėjo apjungti du parametrus į vieną raktą. Siekiant tai atlikti, buvo sudaromas raktas, kurio sudėtis yra maršrutas ir sustojimo data, tačiau šios vertės buvo sujungtos į vieną raktą naudojantis „\_“ simboliu. Tai yra reikalinga dėl to, nes „map reduce“ algoritmai gali turėti tik vieną raktą.

Transformuojant duomenų failą išvesties rezultatas buvo raktas, sudarytas iš maršruto bei sustojimo datos, o vertės buvo rinkiniai, sudaryti iš mašinos tipo bei svorio. Mašinos tipas yra reikalingas kaip vertė tam, kad būtų galima atlikti regresinę analizę kiekvienam mašinos tipui, o svoris yra kintamas parametras, pagal kurį tirsime bendro laiko priklausomybę nuo jo.

import matplotlib.pyplot as plt

from pyspark.ml.feature import VectorAssembler

from pyspark.ml.regression import LinearRegression

from pyspark.sql import SparkSession

from pyspark.sql.functions import col, udf

from pyspark.sql.types import \*

spark = SparkSession.builder.appName('Laboras3').getOrCreate()

# text\_file = spark.sparkContext.textFile("duom\_cut.txt")

text\_file = spark.sparkContext.textFile("duom\_full.txt")

def parsinam(line):

    return line[2:len(line)-2].split('}}{{')

def parsinam2(line):

    objs = line.split('}{')

    k1 = None

    k3 = None

    k4 = None

    k5 = None

    for at in objs:

        temp = at.split('=')

        if (len(temp) < 2):

            break

        key, val = at.split('=')

        if (key == 'marsrutas'):

            k1 = val

        if (key == 'sustojimo data'):

            k3 = val

        if (key == 'Masinos tipas'):

            k4 = val

        if (key == 'svoris'):

            k5 = val

    if (k1 != None and k3 != None and k4 != None and k5 != None):

        return (k1+"\_"+k3, (k4, float(k5)))

    else:

        return (0, (1, "invalid"))

fmap = text\_file.flatMap(parsinam)

# Parse file and filter out invalid lines

mmap = fmap.map(parsinam2).filter(lambda x: x[0] != 0)

mmap.take(5)

# Aggregate byt key and sum values (svoris)

mmap = mmap.reduceByKey(lambda x, y: (x[0], x[1]+y[1]))

mmap.take(5)

Atlikus „map“ bei „reduce“ operacijas duomenys buvo paruošti tolimesniam darbui. Gauti duomenys buvo suagreguoti pagal raktus bei susumuota viena jų vertė (svoris).

Toliau buvo nuskaityti duomenys apie maršrutus skirtingomis savaitės dienomis. Šie duomenys yra sugrupuoti pagal maršrutus bei sustojimo datas. Kadangi verčių, esančių šiuose duomenyse yra daugiau nei bus naudojama analizėje, naudojantis komanda „drop“ nereikalingus duomenis galima pašalinti iš nuskaitytų duomenų.

# Kodas, kito failo nuskaitymas ... duomenu agregavimas

routes = spark.read.option("header", True).csv("RouteSummary.txt")

routes.printSchema()

# Drop unused columns

routes = routes.drop("M", "BendrasAtstumas", "BendrasSvoris", "BendraKaina")

Likus tik reikiamiems duomenims, buvo atliktos dar kelios transformacijos tam, kad būtų sudarytas raktas bei būtų paverstas laikas į formatą, tinkamą skaičiavimams. Minutė buvo pasirinktas kaip toliau naudojamas laiko vienetas ir buvo aprašyta funkcija, kuri nuskaito laiką „HH:MM“ formatu ir gražina minutinę reikšmę. Naudojantis „Spark SQL“ funkcija „udf“, įprasta „Python“ funkcija buvo paversta į vartotojo apibrėžtą funkciją, kuri gali būti naudojama „Spark“ programavimo kontekste.

Iš turimų duomenų buvo atlikta transformacija ir apjungtos maršruto bei sustojimo datos reikšmės į raktą, bei, suformavus raktą, jos buvo išmestos iš duomenų rinkinio, kadangi tolimesnėse operacijose jos, kaip atskiros reikšmės, nebus naudojamos. Taip pat, norint pašalinti netinkamus duomenis, buvo panaudota komanda „isNotNull“, kuri leidžia pašalinti visas tuščias reikšmes. Naudojantis vartotojo apibrėžta funkcija, buvo prakonvertuotas laikas į skaitinį formatą.

def makeID(str1, str2):

    return str1+"\_"+str2

makeID\_UDF = udf(lambda z1, z2: makeID(z1, z2), StringType())

def convert\_time(string):

    hours, minutes = string.split(':')

    return int(hours) \* 60 + int(minutes)

convert\_time\_udf = udf(lambda z: convert\_time(z), IntegerType())

# Make ID and drop those columns

routes2 = routes.withColumn('ID', makeID\_UDF(

    "marsrutas", "sustojimo data"))\

    .drop("marsrutas", "sustojimo data")

routes2 = routes2.filter(col('BendrasLaikas').isNotNull())\

    .withColumn('BendrasLaikas', convert\_time\_udf('BendrasLaikas'))

routes2.printSchema()

Šioje stadijoje buvo turimi duomenys, kurie yra reikalingi atliekant regresinę duomenų analizę su duotais duomenimis. Siekiant ištirti tiesinę priklausomybę parametro bendras laikas nuo svorio, kai duomenys yra nagrinėjami tik vienai mašinos reikšmei, buvo sukurtas ciklas, kurio elementai yra visos unikalios mašinos tipų reikšmės.

Parametras, pagal kurį bus sudarytas tiesinės regresijos modelis yra bendras laikas, tad šias reikšmės yra sudedamos į savybių vektorių. Šis vektorius yra transformuojamas ir iš jo išmetamas bendro laiko stulpelis, iš kurio buvo sudarytas vektorius. Parametras, pagal kurį atliksime prognozę yra svoris, tad šis stulpelis yra paduodamas tiesinės regresijos modeliui kaip etiketę, o savybių vektorius kaip savybės.

for u in unique.collect():

    print(f'Value "Masinos tipas": {u}')

    # Filter by 'Masinos tipas'

    filtered\_data = mmap.filter(lambda x: x[1][0] == u)\

        .map(lambda x: (x[0], x[1][1]))

    # Convter RDD to DataFrame

    data\_frame = filtered\_data.toDF(['ID', 'Svoris'])

    joined\_data\_frame = data\_frame.join(routes2, 'ID')

    joined\_data\_frame = joined\_data\_frame.withColumn(

        'BendrasLaikas', joined\_data\_frame.BendrasLaikas.cast(IntegerType()))

    # Create feature vector

    vector\_assembler = VectorAssembler(

        inputCols=['BendrasLaikas'], outputCol='features')

    assembled\_vector = vector\_assembler.transform(joined\_data\_frame)\

        .drop('BendrasLaikas').drop('ID')

    linear\_regression = LinearRegression(

        maxIter=10, regParam=0.3, elasticNetParam=0.8, featuresCol='features', labelCol='Svoris')

Modelio mokymas buvo pradėtas su komanda „fit“ padavus jai surinktą vektorių. Modeliui išsitreniravus, buvo gauta jo statistika kiekvienam automobilio tipui.

    intercept = linear\_regression\_model.intercept

    coefficients = linear\_regression\_model.coefficients[0]

    # Print the coefficients and intercept for linear regression

    print("Coefficients: %s" % str(coefficients))

    print("Intercept: %s" % str(intercept))

    # Summarize the model over the training set and print out some metrics

    trainingSummary = linear\_regression\_model.summary

    print("numIterations: %d" % trainingSummary.totalIterations)

    print("objectiveHistory: %s" % str(trainingSummary.objectiveHistory))

    trainingSummary.residuals.show()

    print("RMSE: %f" % trainingSummary.rootMeanSquaredError)

    print("r2: %f" % trainingSummary.r2)

Siekiant vizualizuoti duomenis, buvo pasitelkta biblioteka „matplotlib“, kurios pagalba buvo diagramoje atvaizduota regresijos tiesė bei duomenų pasiskirstymas. Sudarinėjant šią diagramą, iš „DataFrame“ objekto buvo sudarytas „pandas“ „DataFrame“ objektas, iš kurio buvo ištrauktos savybių vektoriaus bei svorio vertės. Šios reikšmės buvo paduotos diagramos reikšmių nustatymui. X ašyje buvo atvaizduotos svorių reikšmės intervale nuo minimalios iki maksimalios reikšmės, o Y reikšmėms paskaičiuoti regresijos tiesiai, buvo panaudota regresijos tiesės reikšmių formulė.

    pandasDF = assembled\_vector.toPandas()

    pandasDF.head()

    labels = pandasDF['Svoris'].to\_list()

    values = pandasDF['features'].to\_list()

    print(labels)

    print(values)

    X = pandasDF['Svoris'].to\_list()

    Y = pandasDF['features'].to\_list()

    fig, axes = plt.subplots(nrows=1, ncols=1, figsize=(20, 5))

    axes.scatter(X, Y, s=10)

    axes.set\_xlabel('Svoris')

    axes.set\_ylabel('Bendras laikas')

    x\_line = [min(X), max(X)]

    y\_line = [intercept + coefficients \* x for x in x\_line]

    axes.plot(x\_line, y\_line, color='red')

    plt.show()

Pirmasis išanalizuotas mašinos tipas buvo „other“. Jo determinacijos koeficientas (r kvadratas) yra 0,998425. Tai rodo, jog šis modelis galėtų būti tinkamas prognozei, tačiau duomenų su šiuo mašinos tipu yra labai nedaug, todėl juo naudotis neturėtumėme.

A screen shot of a computer

Description automatically generated with low confidence

9 pav. „Other“ mašinos tipo regresija

Antrasis tirtas mašinos tipas buvo „van“. Šiam mašinos tipui gautas determinacijos koeficientas buvo 0,039. Jis rodo, jog yra tiesinės priklausomybės tarp analizuojamų kintamųjų praktiškai nėra ir tokiu modeliu naudotis nėra tinkama.

A screen shot of a graph

Description automatically generated with medium confidence

10 pav. „Van“ mašinos tipo regresija

Mašinos tipui „truck“ nustatytas determinacijos koeficientas yra 0,125. Jis rodo, kad yra silpna tiesinė priklausomybė bendro laiko nuo svorio, tačiau tokį modelį reiktų atmesti dėl pernelyg žemo tikslumo.

A screen shot of a graph

Description automatically generated with medium confidence

11 pav. „Truck“ mašinos tipo regresija

Bendras laikas praktiškai nepriklauso nuo svorio ir „linehaul“ mašinos tipui, kadangi determinacijos koeficientas yra 0,043159. Tai per žemas rodiklis, kad būtų galima naudotis šiuo modeliu.

A screen shot of a graph

Description automatically generated with medium confidence

12 pav. „linehaul“ mašinos tipo regresija

Mašinos tipui „depot“ buvo gauta beveik neegzistuojanti laiko nuo svorio priklausomybė, kadangi šio modelio determinacijos koeficientas buvo gautas 0,033724.

A screen shot of a graph

Description automatically generated with medium confidence

13 pav. „depot“ mašinos tipo regresija

### Vykdymas klasteryje

Vykdant šio laboratorinio kodą klasteryje reiktų atsižvelgti į siaurąsias ir plačiąsias operacijas, kadangi tai gali lemti duomenų apdorojimo greitį. Visos siaurosios operacijos, kaip „map“, „flatMap“ bei „filter“ būtų vykdomos lokaliai bei. Plačiosios operacijos, kaip „reduceByKey“ yra vykdomos tarp skirtingų serverio mazgų ir gali būti perduodami tarp klasterių duomenų „shuffle“ metu. Plačiosioms operacijoms duomenų perdavimas tarp skirtingų mazgų yra reikalingas tam, kad jie visi būtų apdorojami kartu.

# Priedai

1. Pirmo laboratorinio darbo kodas
2. #!/usr/bin/env python
3. import sys
4. sys.stdin = open("duom\_full.txt", "r")
5. # sys.stdin = open("duom\_cut.txt", "r")
6. sys.stdout = open("mapout.txt", "w")
7. main\_field = 'marsrutas'
8. second\_field = 'svoris'
9. third\_field = 'siuntu skaicius'
10. fourth\_field = 'geografine zona'
11. for line in sys.stdin:
12. line = line.strip()
13. line = line[2:len(line)-2]
14. stripped\_string = line.split('}}{{')
15. for data\_entry in stripped\_string:
16. parsed\_strings = data\_entry.split('}{')
17. map\_key = None
18. map\_value\_1 = None
19. map\_value\_2 = None
20. map\_value\_3 = None
21. for parsed\_string in parsed\_strings:
22. (key, value) = parsed\_string.split('=')
23. # Skip iteration if value is empty
24. if value == '':
25. continue
26. if key == main\_field:
27. map\_key = int(value)
28. if key == second\_field:
29. map\_value\_1 = float(value)
30. if key == third\_field:
31. map\_value\_2 = int(value)
32. if key == fourth\_field:
33. map\_value\_3 = value
34. if(map\_key != None and map\_value\_1 != None and map\_value\_2 != None and map\_value\_3 != None):
35. print(f'{map\_key}\t{map\_value\_1}\t{map\_value\_2}\t{map\_value\_3}')

#!/usr/bin/env python

import sys

sys.stdin = open("mapout.txt", "r")

sys.stdout = open("smapout.txt", "w")

sorted\_list = []

for line in sys.stdin:

    key, val\_1, val\_2, val\_3 = line.strip().split('\t', 3)

    sorted\_list.append([key, val\_1, val\_2, val\_3])

# Sort the list by keys and geographic zones

sorted\_list.sort(key=lambda tup: (tup[0], tup[3]))

for el in sorted\_list:

    print(f'{el[0]}\t{el[1]}\t{el[2]}\t{el[3]}')

#!/usr/bin/env python

import sys

sys.stdin = open("smapout.txt", "r")

sys.stdout = open("redout.txt", "w")

current\_key = None

current\_weight\_sum = 0

current\_parcel\_sum = 0

current\_zone = None

current\_zone\_count = 0

zone\_dict = {}

key = None

for line in sys.stdin:

    line = line.strip()

    # Parse the input we got from mapper

    key, val\_1, val\_2, zone = line.split('\t', 3)

    # convert count (currently a string) to int

    try:

        val\_1 = float(val\_1)

        val\_2 = int(val\_2)

    except ValueError:

        # count was not a number, so silently

        # ignore/discard this line

        continue

    # For this key, put the zone count into the dictionary

    if zone != None and zone in zone\_dict:

        zone\_dict[zone] += 1

    else:

        zone\_dict.setdefault(zone, 1)

    # this IF-switch only works because Hadoop sorts map output

    # by key (here: word) before it is passed to the reducer

    if current\_key == key:

        current\_weight\_sum += val\_1

        current\_parcel\_sum += val\_2

    else:

        if current\_key != None:

            # write result to STDOUT

            print(

                f'{current\_key}\t{current\_weight\_sum}\t{current\_parcel\_sum}', end='')

            # Write zones for this key

            [print(f'\t{zone}\t{zone\_count}', end='')

             for [zone, zone\_count] in zone\_dict.items()]

            print()

        current\_weight\_sum = val\_1

        current\_parcel\_sum = val\_2

        current\_key = key

        zone\_dict = {}

# do not forget to output the last word if needed!

if current\_key == key:

    if zone in zone\_dict:

        zone\_dict[zone] += 1

    else:

        zone\_dict.setdefault(zone, 1)

    print(f'{current\_key}\t{current\_weight\_sum}\t{current\_parcel\_sum}', end='')

    # Write zones for this key

    [print(f'\t{zone}\t{zone\_count}', end='')

        for [zone, zone\_count] in zone\_dict.items()]

1. Antro laboratorinio darbo kodas
2. # Task - 1, when n = 8
3. from pyspark import SparkConf, SparkContext
4. conf = SparkConf().setAppName('MyApp')
5. sc = SparkContext(conf=conf)

A = sc.textFile('duom\_full.txt')

# A = sc.textFile('duom\_cut.txt')

# map

def map\_func(x):

    key = ''

    value = float(0)

    for entry in x:

        e\_key, e\_value = entry.split('=')

        if e\_key == 'svorio grupe':

            key = e\_value.replace('}}', '').replace('{{', '')

        elif e\_key == 'svoris':

            try:

                value = float(e\_value.replace('}}', '').replace('{{', ''))

            except Exception as e:

                pass

    return (key, value)

y = A.map(lambda x: x.strip())\

    .flatMap(lambda x: x.split('}}{{'))\

    .map(lambda x: x[2:] if x.startswith('{{') else x)\

    .map(lambda x: x[:-2] if x.startswith('}}') else x)\

    .map(lambda x: x.split('}{'))\

    .map(map\_func)\

    .filter(lambda x: x[0] != '')

print(y.take(20))

def reduce\_func(x, y):

    return (x[0] + y[0], x[1] + y[1])

reduced = y.mapValues(lambda x:  (x, 1))\

    .reduceByKey(reduce\_func)

print(reduced.take(20))

# Statistics

avg = reduced.mapValues(lambda x: x[0] / x[1])

print(avg.collect())

min = reduced.mapValues(lambda x: x[0] if x[0] < x[1] else x[1])

print(min.collect())

max = reduced.mapValues(lambda x: x[0] if x[0] > x[1] else x[1])

print(max.collect())

1. Trečio laboratorinio darbo kodas
2. import matplotlib.pyplot as plt
3. from pyspark.ml.feature import VectorAssembler
4. from pyspark.ml.regression import LinearRegression
5. from pyspark.sql import SparkSession
6. from pyspark.sql.functions import col, udf
7. from pyspark.sql.types import \*
8. spark = SparkSession.builder.appName('Laboras3').getOrCreate()
9. text\_file = spark.sparkContext.textFile("duom\_cut.txt")
10. # text\_file = spark.sparkContext.textFile("duom\_full.txt")
11. def parsinam(line):
12. return line[2:len(line)-2].split('}}{{')
13. def parsinam2(line):
14. objs = line.split('}{')
15. k1 = None
16. k3 = None
17. k4 = None
18. k5 = None
19. for at in objs:
20. temp = at.split('=')
21. if (len(temp) < 2):
22. break
23. key, val = at.split('=')
24. if (key == 'marsrutas'):
25. k1 = val
26. if (key == 'sustojimo data'):
27. k3 = val
28. if (key == 'Masinos tipas'):
29. k4 = val
30. if (key == 'svoris'):
31. k5 = val
32. if (k1 != None and k3 != None and k4 != None and k5 != None):
33. return (k1+"\_"+k3, (k4, float(k5)))
34. else:
35. return (0, (1, "invalid"))
36. fmap = text\_file.flatMap(parsinam)
37. # Parse file and filter out invalid lines
38. mmap = fmap.map(parsinam2).filter(lambda x: x[0] != 0)
39. mmap.take(5)
40. # Aggregate byt key and sum values (svoris)
41. mmap = mmap.reduceByKey(lambda x, y: (x[0], x[1]+y[1]))
42. mmap.take(5)
43. # Get unique 'Masinos tipas' values
44. unique = mmap.map(lambda x: x[1][0]).distinct()
45. unique.collect()
46. # Jusu darbas cia:
47. # Kodas, kito failo nuskaitymas ... duomenu agregavimas
48. routes = spark.read.option("header", True).csv("RouteSummary.txt")
49. routes.printSchema()
50. # Drop unused columns
51. routes = routes.drop("M", "BendrasAtstumas", "BendrasSvoris", "BendraKaina")
52. def makeID(str1, str2):
53. return str1+"\_"+str2
54. makeID\_UDF = udf(lambda z1, z2: makeID(z1, z2), StringType())
55. def convert\_time(string):
56. hours, minutes = string.split(':')
57. return int(hours) \* 60 + int(minutes)
58. convert\_time\_udf = udf(lambda z: convert\_time(z), IntegerType())
59. # Make ID and drop those columns
60. routes2 = routes.withColumn('ID', makeID\_UDF(
61. "marsrutas", "sustojimo data"))\
62. .drop("marsrutas", "sustojimo data")
63. routes2 = routes2.filter(col('BendrasLaikas').isNotNull())\
64. .withColumn('BendrasLaikas', convert\_time\_udf('BendrasLaikas'))
65. routes2.printSchema()
66. for u in unique.collect():
67. print(f'Value "Masinos tipas": {u}')
68. # Filter by 'Masinos tipas'
69. filtered\_data = mmap.filter(lambda x: x[1][0] == u)\
70. .map(lambda x: (x[0], x[1][1]))
71. # Convter RDD to DataFrame
72. data\_frame = filtered\_data.toDF(['ID', 'Svoris'])
73. joined\_data\_frame = data\_frame.join(routes2, 'ID')
74. joined\_data\_frame = joined\_data\_frame.withColumn(
75. 'BendrasLaikas', joined\_data\_frame.BendrasLaikas.cast(IntegerType()))
76. # Create feature vector
77. vector\_assembler = VectorAssembler(
78. inputCols=['Svoris'], outputCol='features')
79. assembled\_vector = vector\_assembler.transform(joined\_data\_frame)\
80. .drop('Svoris').drop('ID')
81. linear\_regression = LinearRegression(
82. maxIter=10, regParam=0.3, elasticNetParam=0.8, featuresCol='features', labelCol='BendrasLaikas')
83. linear\_regression\_model = linear\_regression.fit(assembled\_vector)
84. intercept = linear\_regression\_model.intercept
85. coefficients = linear\_regression\_model.coefficients[0]
86. # Print the coefficients and intercept for linear regression
87. print("Coefficients: %s" % str(coefficients))
88. print("Intercept: %s" % str(intercept))
89. # Summarize the model over the training set and print out some metrics
90. trainingSummary = linear\_regression\_model.summary
91. print("numIterations: %d" % trainingSummary.totalIterations)
92. print("objectiveHistory: %s" % str(trainingSummary.objectiveHistory))
93. trainingSummary.residuals.show()
94. print("RMSE: %f" % trainingSummary.rootMeanSquaredError)
95. print("r2: %f" % trainingSummary.r2)
96. assembled\_vector.printSchema()
97. pandasDF = assembled\_vector.toPandas()
98. pandasDF.head()
99. labels = pandasDF['BendrasLaikas'].to\_list()
100. values = pandasDF['features'].to\_list()
101. print(labels)
102. print(values)
103. X = pandasDF['BendrasLaikas'].to\_list()
104. Y = pandasDF['features'].to\_list()
105. fig, axes = plt.subplots(nrows=1, ncols=1, figsize=(20, 5))
106. axes.scatter(X, Y, s=10)
107. axes.set\_xlabel('BendrasLaikas')
108. axes.set\_ylabel('Svoris')
109. x\_line = [min(X), max(X)]
110. y\_line = [intercept + coefficients \* x for x in x\_line]
111. axes.plot(x\_line, y\_line, color='red')
112. plt.show()