

Moni-moneen aikasarjaregressiomalli LSTM-neuroverkolla

Case: Energiankulutusmalli Turun kaupungin sähköbusseille

Motivaatio



- Suomen ensimmäiset sähköbussioperaatiot ovat käynnissä pk-seudulla, Tampereella ja Turussa
- Liikenteessä olevat bussit on laajasti instrumentoitu ja niistä kerätään jatkuvasti sensoridataa
- Voidaanko syväoppimisella saada datasta irti tietoa, joka hyödyttää:
 - Tulevien reittien suunnittelua?
 - Nykyisten optimointia aikataulutuksen ja latausten suhteen?
 - Koulutuksellisia tavoitteita / kuljettajien ajotavan optimointia?

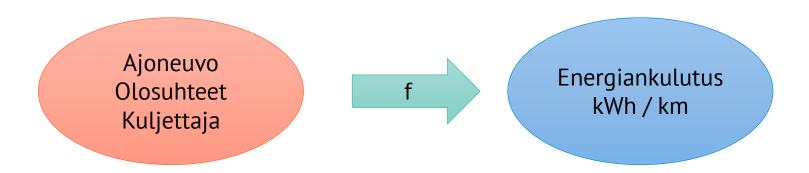




Motivaatio



• Sähköbussin energiankulutus teoriassa:



Motivaatio



Sähköbussin energiankulutus käytännössä:

Maaston korkeuserot, liikenteen ruuhkaisuus, reitin tyyppi (kaupunkikeskus/taajama/moottoritie), ajoalustan kunto, pysäkkien määrä ja sijainti reitillä, pysähdysten lukumäärä ja kesto, ajoneuvon omamassa, ajoneuvon keulan pintaala, matkustajien määrä, akun ja voimalinjan kunto sekä kokonaishyötysuhde, lisälaitteiden kuten paineilmakompressorin käyttö, rengaspaineet, ulkoilman lämpötila, matkustamon sisälämpötila, ilmalämpöpumpun / lisälämmittimen käyttö, aikataulutus, keskimääräinen ajonopeus, kiihdytysten ja jarrutusten lukumäärä sekä suuruus, kuljettajan kokemus, asenne ja halu ajaa taloudellisesti, regeneratiivisen jarrutuksen käyttö...

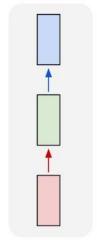
LSTM?

Energiankulutus kWh / km

Toistavien neuroverkkojen ominaisuuksia

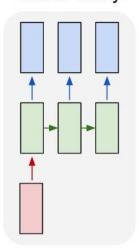






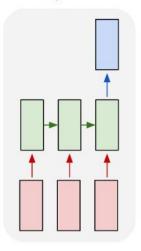
ei aikaulottuvuutta ei kovin mielenkiintoinen

one to many



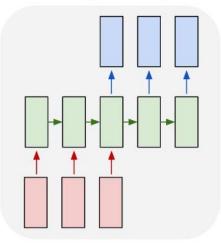
Vaihtelevan pituinen sekvenssi outputtina staattisen inputin perusteella – esim. kuvatekstien luominen

many to one



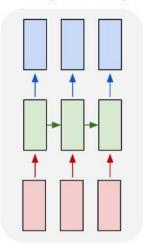
Staattinen output, vaihteleva input
– esim. sentiment analyysi (lause
sisään, luokittelu positiivinen /
negatiivinen mielipide tai
pisteytys regressiolla)

many to many



Esim. konekääntäminen – outputin aika-askelten määrän ei tarvitse täsmätä inputtiin

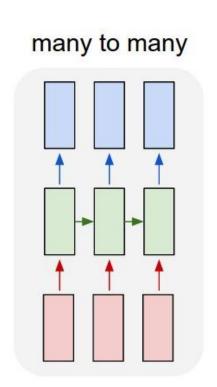
many to many

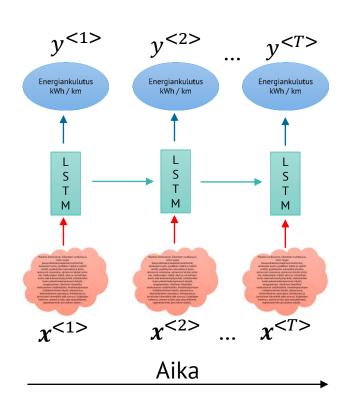


Edellisen erikoistapaus, synkattu moni-moneen – jokaista inputin aika-askelta vastaa täsmälleen yksi outputin aika-askel. Esim. Videokuvan framejen luokittelu

Mallin yleisperiaate – valittu arkkitehtuuri

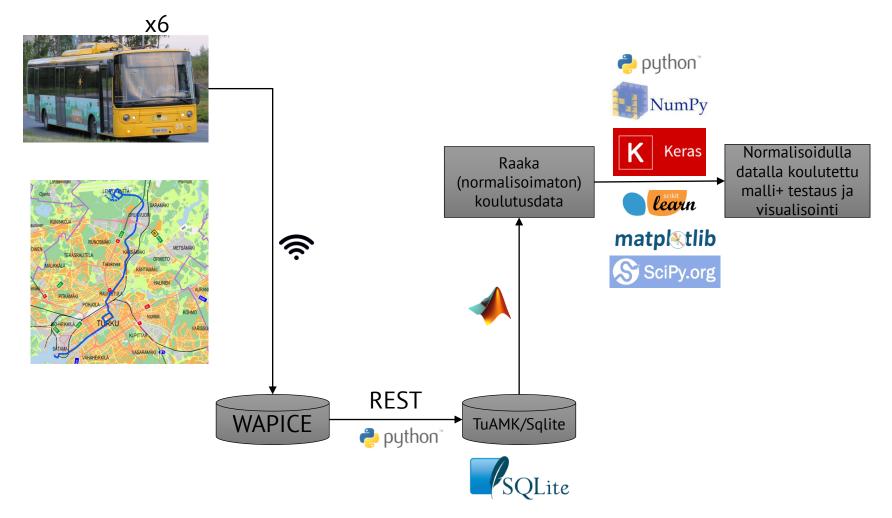






Tiedonkeruun yleisperiaate ja käytetyt pääteknologiat





Datan esiprosessointi



 Bussien sensoridata käsiteltiin MATLAB-ympäristössä vektoreiksi, jotka esittävät järjestelmän (siis bussin) tilan ajanhetkellä t:

$$x^{< t>} = \begin{bmatrix} GPS - pituus \\ GPS - leveys \\ Est. korkeus merenpinnasta^1 \\ Ajonopeus \\ Ulkoilman lämpötila \\ Kellonaika \end{bmatrix}$$

• Jokaista vektoria $x^{< t>}$ vastaa koulutusdatassa skalaari $y^{< t>}$

$$y^{< t>} = Akun varaustila, %$$

Datan esiprosessointi



- Yksittäinen ($x^{< t>}, y^{< t>}$) pari ei voi vielä muodostaa LSTM-verkon koulutusnäytettä, koska aikaulottuvuus puuttuu
- Parit jatkokäsiteltiin edelleen sekvensseiksi

$$<(x^{<0>},y^{<0>}),(x^{<1>},y^{<1>}),...,(x^{},y^{})>$$

- Sekvensointitapa mielivaltaisesti valittavissa T voitaisiin esim. lukita etukäteen, jolloin saataisiin kiinteän mittaisia näytteitä. Voidaan käyttää myös jotain muuta "pätkimissääntöä", jolloin T vaihtelee näytteestä toiseen. Kumpikin tapa on LSTM-verkon näkökulmasta validi.
- LSTM-verkko ei myöskään vaadi, että kahden aika-askeleen t ja t+1 välinen aika olisi vakio! Näin ei käytännössä olekaan, koulutusdatassa olevista satunnaisista epäjatkuvuuksista johtuen.

Datan esiprosessointi

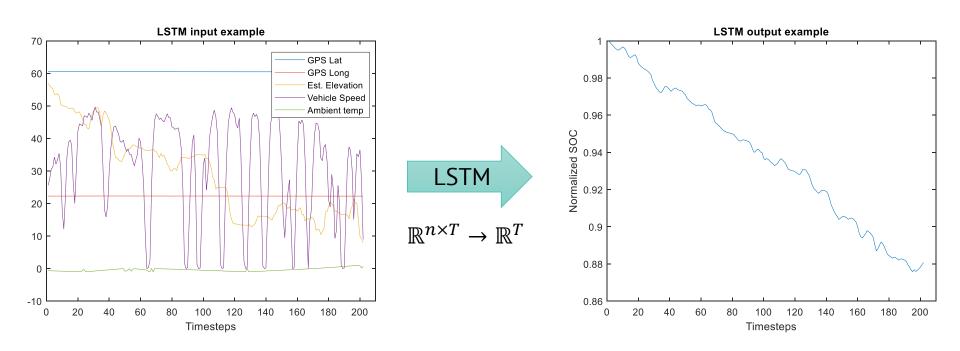


- Tässä sekvensointi tehtiin bussireitin osavälien perusteella
- Raakadata paloiteltiin sekvensseiksi ajoneuvotunnisteen sekä gpstiedon perusteella
 - Sekvenssi alkaa, kun GPS-tiedon mukaan ajoneuvo lähtee päätepysäkiltä, sekä päättyy kun ajoneuvo saapuu seuraavalle päätepysäkille (haversine-etäisyyskaava)
- Kun käsiteltiin neljän sähköbussin datat kalenterivuoden 2017 ajalta, tuloksena saatiin yhteensä noin 28 600 sekvenssiä

Reittiosuus / ajoneuvo	80035	80037	80038	80040	TOTAL
Lentokenttä - Kauppatori	2306	2110	1524	1358	7298
Kauppatori - Satama	2192	2009	1501	1286	6988
Satama - Kauppatori	2203	2011	1478	1305	6997
Kauppatori - Lentokenttä	2325	2085	1515	1361	7286
TOTAL	9026	8215	6018	5310	28569

Input – Output esimerkki





n : selittävien muuttujien määrä →5

T : näytteen aika-askelten määrä ~100 - 250

Yleisessä tapauksessa T voi vaihdella näytteestä toiseen

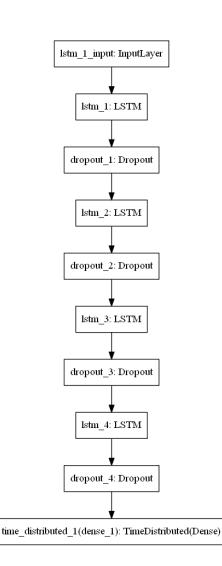
Malli



- Malli toteutettiin Pythonin Keras-kirjastolla käyttäen Tensorflow-moottoria
- Apukirjastoina datan käsittelyyn ja visualisointiin mm. numpy, sklearn, pandas, matplotlib
- Malli mahdollisimman yleiskäyttöinen
- Inputit/output dimensiot voidaan valita vapaasti (muuttujien sekä aika-askelten lkm) –ts. malli yleistyy funktioksi:

$$lstm: \mathbb{R}^{n \times T} \to \mathbb{R}^{n' \times T'}$$

- Tämän hetkinen malli soveltuu regressioongelmiin, pienillä muutoksilla (kustannusfunktio ja ulostulokerroksen aktivaatio) myös luokitteluun
- Kustannusfunktiona MSE ja optimointialgoritmina ADAM



Mallin kontrollit / hyperparametrit



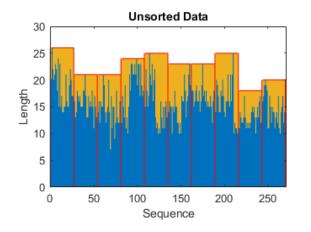
```
#%% SETTINGS / HYPERPARAMETERS
 7 #The number of entries in each timestep of input, e.g. data from different sensors
  input dim = 6
  output dim = 1
 3 #number of neurons per lstm layer
44 LSTM units = 200
6 #Additional model / training hyperparameters
  dropout rate = 0.2
 8 test ratio = 0.05
  batch size = 32
  max epochs = 50
 2 #static normalizing factors for input variables
  min x = np.array(
           [0,
           60.415733,
           22.111310,
           0.2000000,
           -39.88021])
  max x = np.array(
           [1792,
           60.520895,
           22.341193,
           57.200000,
           255.99600,
           51.320079])
 8 #Set random seed for reproducible train/test split
 9 random seed = 42
```

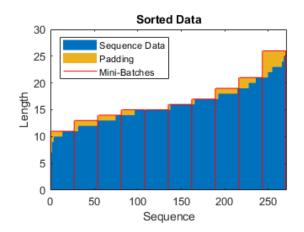
Mallin koulutus



- Min/max normalisointi input-datalle -> kaikki muuttujat (0, 1) välille
- Koulutuksen aikana sekvenssien pituus jokaisen minibatchin sisällä pitää olla vakio (ainakin Kerasin implementaatiossa)
- Zero-padding, täytetään sekvenssejä nollilla tarpeen mukaan pisimmän batchissa olevan sekvenssin mukaan
- Sekvenssit lajiteltuna pituuden mukaan

 mahd. vähäinen paddingin tarve
- Minibatch jaottelu lukittuu jo ennen koulutusta käytännön merkitys?





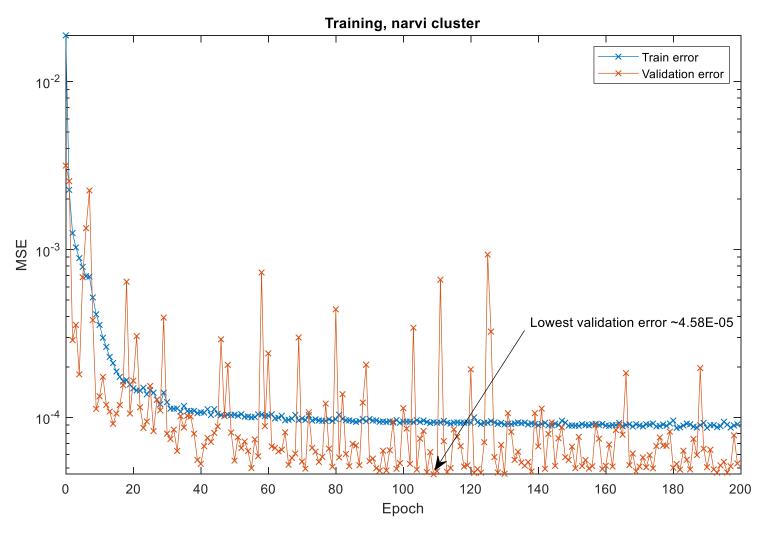
Mallin koulutus



Predictive EBUS soc model with LSTM - Run Diary

Run#	Machine	Start Time	Duration	Actual	max	LSTM_units	MSE -	MSE -
			(minutes)	epochs	epochs		Train	Validate
1	SEPLT1528	3.5.2018	27	10	10	50	2,48E-04	1,44E-04
2	Panu-PC	3.5.2018	122	10	10	200	4,18E-04	1,23E-04
3	Panu-PC	3.5.2018	666	50	50	200	1,02E-04	6,18E-05
4	NARVI	11.5.2018	~1 day	200	200	200	9,09E-04	5,31E-05

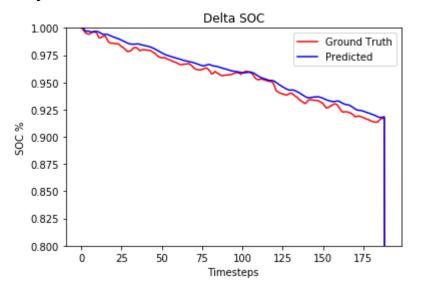


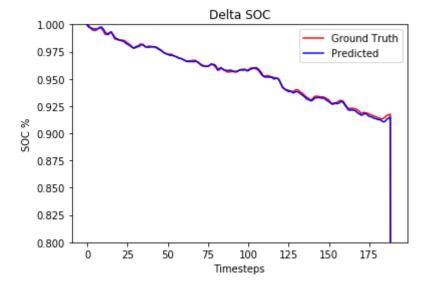


Tuloksia



 Yleiskuva – Mallin hyperparametrien optimointi (lähinnä kapasiteetin kasvattaminen ja koulutusajan pidentäminen) auttoi mallia havaitsemaan suurten linjojen lisäksi pienempiä nyansseja ja dynamiikkaa





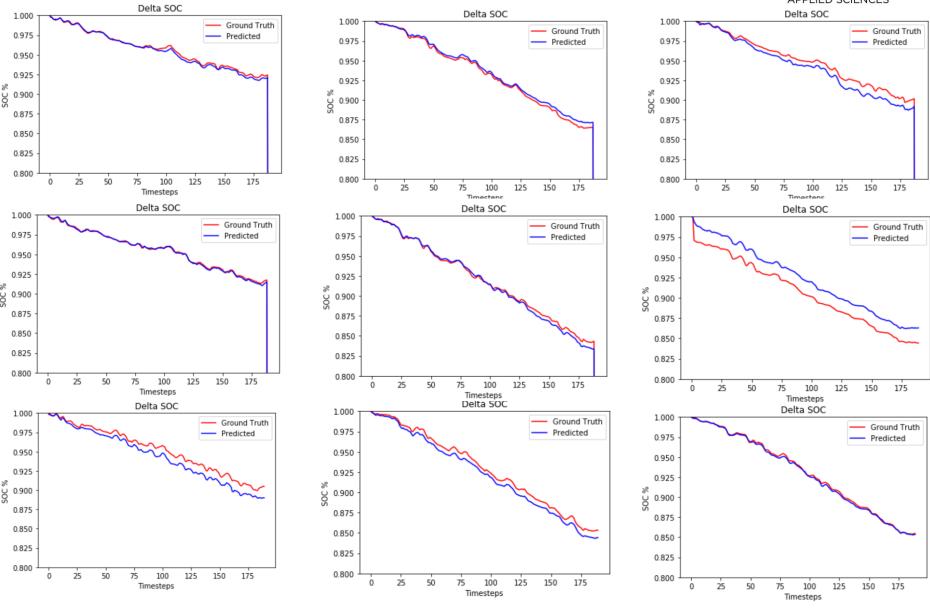
Pseudosatunnainen testinäyte baseline-mallilla (ei optimointia)

Sama näyte "optimoidulla" mallilla

Lisää tuloksia...



TURKU UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES



Miljoonan dollarin kysymys



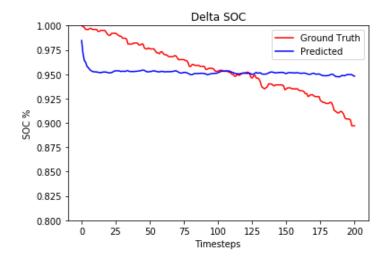
Yleistyykö malli muille reiteille, kuin millä se on koulutettu?



Vastaus: ei vielä



- Koulutettuun malliin syötettiin Helsingistä saatua sähköbussien ajodataa – huonoin tuloksin
- Ilmeisenä ongelmana koulutusaineiston sidonnaisuus tiettyyn absoluuttiseen geolokaatiojakaumaan (Turun linja 1)
- Kiinnostavaa on siirtymä ajan funktiona, ei niinkään absoluuttinen paikka – tämä tulisi verkon oppia, jotta yleistävyydestä muille reiteille voidaan puhua
- (Lisä)normalisointi?



Arviointia



- Aikasarja-regression tekeminen LSTM-verkolla on mahdollista
- Pienehkö malli (n. 1 000 000 parametria koulutettavissa) jopa kuluttajatason PC-tietokoneella (kolmas koulutus, jolla päästiin jo suht hyviin tuloksiin kesti 11 tuntia)
- Tulokset rohkaisevia, lisäämällä muuttujia, hankkimalla lisää dataa / parempaa dataa ja säätämällä mallin hyperparametreja voitaisiin pyrkiä vielä parempaan
- NARVI laskentaklusterin käyttö, vaikkei se tässä tapauksessa olisi ollut välttämätöntä, vapauttaa henkilökohtaisen työpöytäkoneen resursseja muuhun käyttöön ja lisäksi harjoitustyön yhteydessä opetuksellista funktiota ei voida väheksyä
- Malli ei tällaisenaan ole yleistettävissä reiteille, jotka eivät ole riittävästi edustettuna koulutusaineistossa – tämä saattaa olla toteutettavissa, mutta vaatii lisätutkimuksia
- Kriittistä tarkastelua vaatinee myös kysymys, onko syväoppimisen käyttö ylipäätään perusteltua - ts. ratkeaisiko ongelma myös perinteisin autoregressio yms. "keveämpien" aikasarjatekniikoiden avulla?

Mahdollisia kaupallisia sovelluksia



- Ekstrapolointi tulevaisuuteen
 - Koulutetaan malli ennustamaan, miten varaustila kehittyy ajanhetkestä T eteenpäin, kun käytettävissä on historiallista tietoa
 - Esim. ennustetaan mikä on akun varaustila, kun bussi saapuu latauspisteelle → Hyödyllinen tieto latausprosessin optimoinnissa
- Joukkoliikennesuunnittelu
 - Esim. henkilöautolla ajetaan suunniteltu reitti läpi bussiliikennettä simuloiden, logataan nopeuskäyrät ja syötetään esikoulutettuun malliin → Mallista saadaan ulos arvioitu sähkönkulutus ko. reitillä → Voidaan käyttää aikataulutuksen ja latausjärjestelmien mitoitukseen
 - Vaatii koulutusaineiston muuttamista paikan suhteen absoluuttisesta suhteelliseksi (yksi "lisä" normalisointikerros)
- Kuljettajakoulutus
 - Käytetään mallia generatiivisessa moodissa, jolloin kuljettajille voidaan näyttää reaaliaikaisena simulaatioina, miten ajokäyttäytyminen sekä olosuhdevaihtelu vaikuttaa kulutukseen
- Muut kuin sähköbussijärjestelmät, prediktiivinen kunnossapito
 - Esim. Teollisuudessa tai merenkulussa voidaan ennustaa kriittisen komponentin jäljellä oleva elinaika ja ryhtyä ajoissa toimenpiteisiin, jolloin vältytään kalliilta seisokkiajalta



Kiitos!

https://github.com/donkkis/TripPredictor_2/