

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Σκοπός είναι να αναπτυχθεί ένα μοντέλο Speech to Text (STT) το οποίο θα λαμβάνει ως είσοδο ένα σήμα ήχου και θα το μετατρέπει σε κείμενο.

DATASET

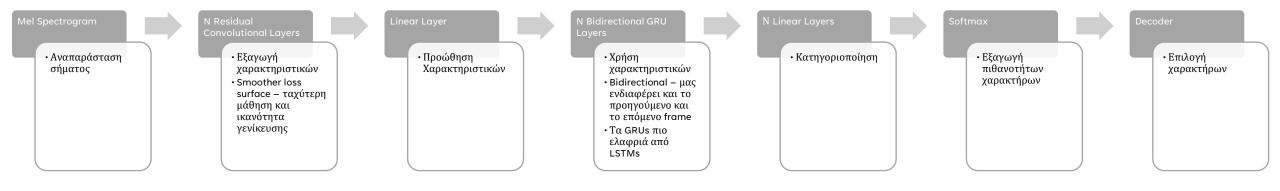
- Χρησιμοποιήθηκε το LibriSpeech ASR Corpus και συγκεκριμένα το clean-100 version (χωρίς θόρυβο) το οποίο περιλαμβάνει δεδομένα εκπαίδευσης 100 ωρών ομιλίας μαζί με την απομαγνητοφώνηση τους
- Περιλαμβάνει 125 γυναίκες και 126 άντρες ομιλητές, 25 λεπτά για τον καθένα
- Η χρήση αυτού του dataset μας επιτρέπει να συγκρίνουμε τα αποτελέσματα μας με άλλα ASR μοντέλα

ΜΕΤΡΙΚΕΣ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

- Η ακρίβεια των ASR μοντέλων μετριέται με 2 μετρικές:
 - Word Error Rate (WER)
 - Character Error Rate (CER)
- Παίρνουν τιμές στο [0, 1] με το 0 να είναι το βέλτιστο
- WER (ή CER) = (S + D + I) / N = (S + D + I) / (S + D + C) όπου
 - S: εναλλαγές
 - D: διαγραφές
 - Ι: εισαγωγές
 - C: σωστά
 - Ν: συνολικός αριθμός (λέξεων ή χαρακτήρων)

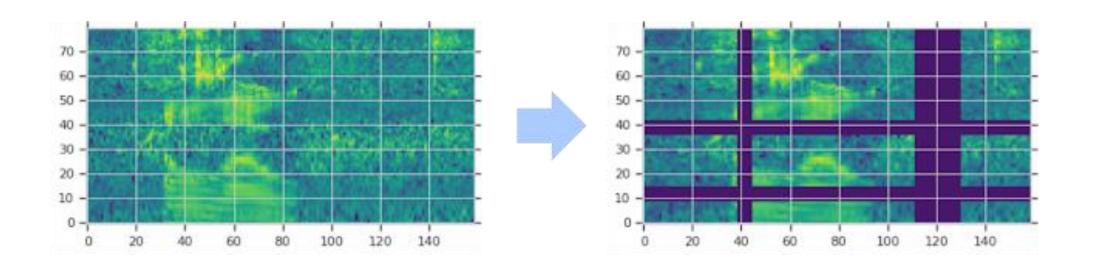
APXITEKTONIKH

Η αρχιτεκτονική βασίζεται στο Deep Speech 2



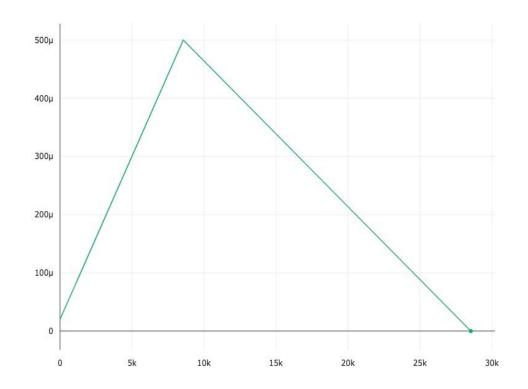
DATA AUGMENTATION

- Χρησιμοποιείται η τεχνική Spectrogram Augmentation (SpecAugment)
- Αφαιρούνται ομοιόμορφα συχνότητες και χρονικά διαστήματα
- Βελτιώνει τη γενίκευση και αποτρέπει το overfitting



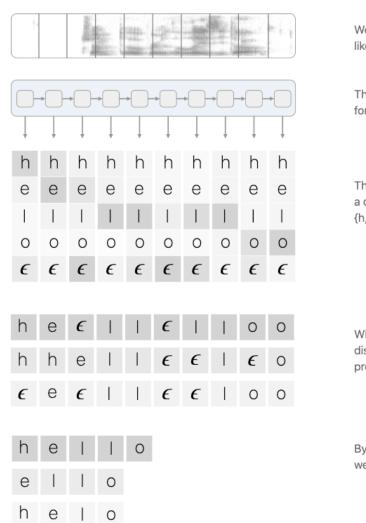
OPTIMIZER - SCHEDULER

- Χρησιμοποιείται η βελτιωμένη έκδοση του Adam, ο AdamW, ο οποίος χρησιμοποιεί weight decay αντί για L2 normalization
- Χρησιμοποιείται ο One Cycle Learning Rate Scheduler, οποίος αυξάνει δραστικά το learning rate και μετέπειτα το μειώνει, βελτιώνοντας την ταχύτητα και την ικανότητα γενίκευσης του μοντέλου



DECODING-TEMPORAL ALIGNMENT

- Χρησιμοποιείται ένας greedy decoder ο οποίος διαλέγει τον χαρακτήρα με την μεγαλύτερη πιθανότητα σε κάθε frame και στη συνέχεια ενώνει τους επαναλαμβανόμενους χαρακτήρες και αγνοεί τον «κενό» χαρακτήρα
- Για την αποφυγή του temporal alignment γίνεται χρήση του Connectionist Temporal Classification (CTC) Loss Function



We start with an input sequence, like a spectrogram of audio.

The input is fed into an RNN, for example.

The network gives p_t ($a \mid X$), a distribution over the outputs $\{h, e, l, o, \epsilon\}$ for each input step.

With the per time-step output distribution, we compute the probability of different sequences

By marginalizing over alignments, we get a distribution over outputs.

ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

• Το μοντέλο εκπαιδεύτηκε για 5 εποχές με 1 ResCNN και 1 BiGRU layer (λόγω limitations του colab), με χρόνο εκπαίδευσης 50 λεπτών

• WER: 0.6978

• CER: 0.2674

• Παρατηρούμε ότι προβλέπει σχετικά καλά τους χαρακτήρες αλλά όχι τόσο καλά τις λέξεις

ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΚΤΕΛΕΣΗΣ

Model: the hoped they would be sto heordiner turnips an caret send brsed betat hos and that butoan peaces to bed elatle doutin the thick pepered flower fan sos

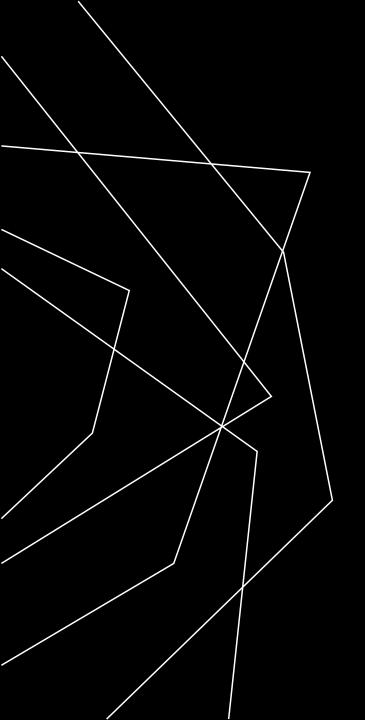
Actual: he hoped there would be stew for dinner turnips and carrots and bruised potatoes and fat mutton pieces to be ladled out in thick peppered flour fattened sauce

Model: stuffid in to you his belly countul him

Actual: stuff it into you his belly counselled him

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΕΠΕΚΤΑΣΕΙΣ

- Το μοντέλο παράγει ενθαρρυντικά αποτελέσματα για το μέγεθός του (4.760.733 παράμετροι) και για τις λίγες εποχές εκπαίδευσης
- Για το πρόβλημα σύνθεσης λέξεων, μια πιθανή λύση θα ήταν να χρησιμοποιηθούν labels λέξεων/συλλαβών με τα μειονεκτήματα ότι θα αύξανε δραματικά τις απαιτήσεις του μοντέλου σε μνήμη και θα δημιουργούσε ισχυρή εξάρτηση στην ποιότητα του vocabulary
- Μια ακόμα λύση στο παραπάνω πρόβλημα θα ήταν η χρήση NLP τεχνικών
 π.χ. το κείμενο που παράγεται να διορθώνεται με τη βοήθεια ενός προεκπαιδευμένου transformer
- Το ASR πρόβλημα πλέον προσεγγίζεται καλύτερα με transformers (wav2vec 2.0)



ΕΥΧΑΡΙΣΤΩ!

Ερωτήσεις;