



Al Career Bootcamp

Deep Dive into Deep Learning (Feedforward)





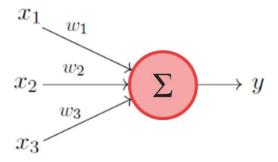
Pembukaan

Guide Book ini memuat beberapa informasi-informasi utama yang akan disampaikan oleh mentor di program Al Career Bootcamp Kelas Computer Vision yang bisa dijadikan pegangan para students untuk mempersiapkan diri sebelum sesi Live Class berlangsung.

Deskripsi

Proses feedforward adalah salah satu tahap utama dalam deep learning yang melibatkan penggunaan neural network untuk melakukan prediksi atau klasifikasi. Proses ini dimulai dengan memberikan input data ke layer input dan kemudian data akan diteruskan ke lapisan berikutnya. Setiap lapisan akan melakukan transformasi pada data dan menghasilkan output yang kemudian akan diteruskan ke lapisan berikutnya. Proses ini terus berlanjut hingga data mencapai lapisan output, di mana hasil prediksi atau klasifikasi akan dihasilkan.

Pada setiap lapisan, data akan diproses oleh sejumlah unit pemrosesan yang disebut neuron. Setiap neuron menerima input dari neuron pada lapisan sebelumnya dan menghasilkan output yang akan menjadi input bagi neuron pada lapisan berikutnya. Neuron menggunakan fungsi aktivasi untuk mengubah nilai input menjadi output yang kemudian diteruskan ke neuron selanjutnya. Fungsi aktivasi ini memungkinkan model untuk menangkap pola yang kompleks pada data dan memperbaiki kemampuan model untuk melakukan prediksi atau klasifikasi yang akurat.



Perceptron Model (Minsky-Papert in 1969)

Proses feedforward biasanya diikuti dengan proses backpropagation untuk mengoptimalkan bobot dan parameter pada neural network. Proses backpropagation melibatkan penghitungan gradien pada loss function yang menunjukkan seberapa akurat model dalam melakukan prediksi atau klasifikasi. Gradien ini kemudian digunakan untuk memperbarui bobot dan parameter pada setiap





lapisan sehingga model dapat belajar dari data dan meningkatkan kemampuan prediksinya. Proses feedforward dan backpropagation ini dilakukan secara berulang-ulang hingga model mencapai tingkat akurasi yang diinginkan.

Epoch

Konsep epoch pada algoritma Deep Learning merujuk pada satu kali proses training lengkap dari seluruh data training yang tersedia. Dalam setiap epoch, model akan memproses seluruh data training dan menyesuaikan bobot dan parameter pada neural network untuk meningkatkan kemampuan prediksi atau klasifikasinya. Pada akhir setiap epoch, model akan diuji pada data validasi untuk mengevaluasi kinerjanya dan menentukan apakah model perlu ditingkatkan atau tidak.



Pemilihan jumlah epoch yang tepat sangat penting dalam proses training neural network. Jumlah epoch yang tidak mencukupi dapat menyebabkan model gagal belajar dan menghasilkan prediksi atau klasifikasi yang buruk, sementara jumlah epoch yang terlalu banyak dapat menyebabkan overfitting dan menyebabkan model tidak dapat menggeneralisasi data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Oleh karena itu, pemilihan jumlah epoch yang tepat harus dilakukan dengan hati-hati dan seringkali melibatkan uji coba dan pengujian model.

Ada beberapa teknik yang dapat digunakan untuk mengoptimalkan proses training dan mempercepat konvergensi model, seperti Early Stopping, Learning Rate Scheduling, dan Dropout. Early Stopping adalah teknik di mana proses training dihentikan jika model sudah mencapai kinerja yang cukup tanpa melanjutkan proses training ke epoch berikutnya. Learning Rate Scheduling

Batch Size

Konsep Batch Size pada algoritma Deep Learning merujuk pada jumlah data yang diteruskan ke dalam neural network pada setiap iterasi training. Dalam algoritma Deep Learning, data training biasanya sangat besar, terdiri dari ribuan atau bahkan jutaan sampel. Dalam proses training neural network, data tersebut diteruskan ke dalam model secara bertahap dengan ukuran yang lebih kecil yang disebut batch. Ukuran batch ini akan mempengaruhi waktu training dan kualitas hasil model yang dihasilkan. Dalam memilih ukuran batch yang tepat, terdapat beberapa faktor yang perlu





dipertimbangkan, seperti sumber daya yang tersedia dan kompleksitas model. Ukuran batch yang lebih besar akan memungkinkan model untuk melihat lebih banyak sampel dalam satu iterasi, tetapi memerlukan lebih banyak sumber daya seperti memori dan kecepatan pemrosesan yang lebih tinggi. Selain itu, ukuran batch yang lebih besar juga dapat mempercepat waktu training dan memungkinkan model untuk mencapai akurasi yang lebih baik. Namun, ukuran batch yang lebih kecil dapat membantu model untuk menghindari overfitting dan memperbaiki kemampuan generalisasinya.

Dalam prakteknya, pemilihan ukuran batch yang tepat seringkali merupakan proses uji coba dan kesalahan (trial-and-error). Beberapa teknik seperti Stochastic Gradient Descent (SGD), Mini-Batch Gradient Descent, dan Batch Gradient Descent dapat digunakan untuk mengoptimalkan proses training neural network dan mempercepat konvergensi model.