

ResNet or DenseNet?

Muh. Sulthan Nazhim ¹ ² ³ ⁴ ⁵ ⁶ ⁷ ⁸ ⁹ ¹⁰ ¹¹ ¹² ¹³ ¹⁴ ¹⁵ ¹⁶ ¹⁷ ¹⁸ ¹⁹ ²⁰ ²¹ ²² ²³ ²⁴ ²⁵ ²⁶ ²⁷ ²⁸ ²⁹ ³⁰ ³¹ ³² ³³ ³⁴ ³⁵ ³⁶ ³⁷ ³⁸ ³⁹ ⁴⁰ ⁴¹ ⁴² ⁴³ ⁴⁴ ⁴⁵ ⁴⁶ ⁴⁷ ⁴⁸ ⁴⁹ ⁵⁰ ⁵¹ ⁵² ⁵³ ⁵⁴ ⁵⁵ ⁵⁶ ⁵⁷ ⁵⁸ ⁵⁹ ⁶⁰ ⁶¹ ⁶² ⁶³ ⁶⁴ ⁶⁵ ⁶⁶ ⁶⁷ ⁶⁸ ⁶⁹ ⁷⁰ ⁷¹ ⁷² ⁷³ ⁷⁴ ⁷⁵ ⁷⁶ ⁷⁷ ⁷⁸ ⁷⁹ ⁸⁰ ⁸¹ ⁸² ⁸³ ⁸⁴ ⁸⁵ ⁸⁶ ⁸⁷ ⁸⁸ ⁸⁹ ⁹⁰ ⁹¹ ⁹² ⁹³ ⁹⁴ ⁹⁵ ⁹⁶ ⁹⁷ ⁹⁸ ⁹⁹ ¹⁰⁰ ¹⁰¹ ¹⁰² ¹⁰³ ¹⁰⁴ ¹⁰⁵ ¹⁰⁶ ¹⁰⁷ ¹⁰⁸ ¹⁰⁹ ¹¹⁰ ¹¹¹ ¹¹² ¹¹³ ¹¹⁴ ¹¹⁵ ¹¹⁶ ¹¹⁷ ¹¹⁸ ¹¹⁹ ¹²⁰ ¹²¹ ¹²² ¹²³ ¹²⁴ ¹²⁵ ¹²⁶ ¹²⁷ ¹²⁸ ¹²⁹ ¹³⁰ ¹³¹ ¹³² ¹³³ ¹³⁴ ¹³⁵ ¹³⁶ ¹³⁷ ¹³⁸ ¹³⁹ ¹⁴⁰ ¹⁴¹ ¹⁴² ¹⁴³ ¹⁴⁴ ¹⁴⁵ ¹⁴⁶ ¹⁴⁷ ¹⁴⁸ ¹⁴⁹ ¹⁵⁰ ¹⁵¹ ¹⁵² ¹⁵³ ¹⁵⁴ ¹⁵⁵ ¹⁵⁶ ¹⁵⁷ ¹⁵⁸ ¹⁵⁹ ¹⁶⁰ ¹⁶¹ ¹⁶² ¹⁶³ ¹⁶⁴ ¹⁶⁵ ¹⁶⁶ ¹⁶⁷ ¹⁶⁸ ¹⁶⁹ ¹⁷⁰ ¹⁷¹ ¹⁷² ¹⁷³ ¹⁷⁴ ¹⁷⁵ ¹⁷⁶ ¹⁷⁷ ¹⁷⁸ ¹⁷⁹ ¹⁸⁰ ¹⁸¹ ¹⁸² ¹⁸³ ¹⁸⁴ ¹⁸⁵ ¹⁸⁶ ¹⁸⁷ ¹⁸⁸ ¹⁸⁹ ¹⁹⁰ ¹⁹¹ ¹⁹² ¹⁹³ ¹⁹⁴ ¹⁹⁵ ¹⁹⁶ ¹⁹⁷ ¹⁹⁸ ¹⁹⁹ ²⁰⁰ ²⁰¹ ²⁰² ²⁰³ ²⁰⁴ ²⁰⁵ ²⁰⁶ ²⁰⁷ ²⁰⁸ ²⁰⁹ ²¹⁰ ²¹¹ ²¹² ²¹³ ²¹⁴ ²¹⁵ ²¹⁶ ²¹⁷ ²¹⁸ ²¹⁹ ²²⁰ ²²¹ ²²² ²²³ ²²⁴ ²²⁵ ²²⁶ ²²⁷ ²²⁸ ²²⁹ ²³⁰ ²³¹ ²³² ²³³ ²³⁴ ²³⁵ ²³⁶ ²³⁷ ²³⁸ ²³⁹ ²⁴⁰ ²⁴¹ ²⁴² ²⁴³ ²⁴⁴ ²⁴⁵ ²⁴⁶ ²⁴⁷ ²⁴⁸ ²⁴⁹ ²⁵⁰ ²⁵¹ ²⁵² ²⁵³ ²⁵⁴ ²⁵⁵ ²⁵⁶ ²⁵⁷ ²⁵⁸ ²⁵⁹ ²⁶⁰ ²⁶¹ ²⁶² ²⁶³ ²⁶⁴ ²⁶⁵ ²⁶⁶ ²⁶⁷ ²⁶⁸ ²⁶⁹ ²⁷⁰ ²⁷¹ ²⁷² ²⁷³ ²⁷⁴ ²⁷⁵ ²⁷⁶ ²⁷⁷ ²⁷⁸ ²⁷⁹ ²⁸⁰ ²⁸¹ ²⁸² ²⁸³ ²⁸⁴ ²⁸⁵ ²⁸⁶ ²⁸⁷ ²⁸⁸ ²⁸⁹ ²⁹⁰ ²⁹¹ ²⁹² ²⁹³ ²⁹⁴ ²⁹⁵ ²⁹⁶ ²⁹⁷ ²⁹⁸ ²⁹⁹ ³⁰⁰ ³⁰¹ ³⁰² ³⁰³ ³⁰⁴ ³⁰⁵ ³⁰⁶ ³⁰⁷ ³⁰⁸ ³⁰⁹ ³¹⁰ ³¹¹ ³¹² ³¹³ ³¹⁴ ³¹⁵ ³¹⁶ ³¹⁷ ³¹⁸ ³¹⁹ ³²⁰ ³²¹ ³²² ³²³ ³²⁴ ³²⁵ ³²⁶ ³²⁷ ³²⁸ ³²⁹ ³³⁰ ³³¹ ³³² ³³³ ³³⁴ ³³⁵ ³³⁶ ³³⁷ ³³⁸ ³³⁹ ³⁴⁰ ³⁴¹ ³⁴² ³⁴³ ³⁴⁴ ³⁴⁵ ³⁴⁶ ³⁴⁷ ³⁴⁸ ³⁴⁹ ³⁵⁰ ³⁵¹ ³⁵² ³⁵³ ³⁵⁴ ³⁵⁵ ³⁵⁶ ³⁵⁷ ³⁵⁸ ³⁵⁹ ³⁶⁰ ³⁶¹ ³⁶² ³⁶³ ³⁶⁴ ³⁶⁵ ³⁶⁶ ³⁶⁷ ³⁶⁸ ³⁶⁹ ³⁷⁰ ³⁷¹ ³⁷² ³⁷³ ³⁷⁴ ³⁷⁵ ³⁷⁶ ³⁷⁷ ³⁷⁸ ³⁷⁹ ³⁸⁰ ³⁸¹ ³⁸² ³⁸³ ³⁸⁴ ³⁸⁵ ³⁸⁶ ³⁸⁷ ³⁸⁸ ³⁸⁹ ³⁹⁰ ³⁹¹ ³⁹² ³⁹³ ³⁹⁴ ³⁹⁵ ³⁹⁶ ³⁹⁷ ³⁹⁸ ³⁹⁹ ⁴⁰⁰ ⁴⁰¹ ⁴⁰² ⁴⁰³ ⁴⁰⁴ ⁴⁰⁵ ⁴⁰⁶ ⁴⁰⁷ ⁴⁰⁸ ⁴⁰⁹ ⁴¹⁰ ⁴¹¹ ⁴¹² ⁴¹³ ⁴¹⁴ ⁴¹⁵ ⁴¹⁶ ⁴¹⁷ ⁴¹⁸ ⁴¹⁹ ⁴²⁰ ⁴²¹ ⁴²² ⁴²³ ⁴²⁴ ⁴²⁵ ⁴²⁶ ⁴²⁷ ⁴²⁸ ⁴²⁹ ⁴³⁰ ⁴³¹ ⁴³² ⁴³³ ⁴³⁴ ⁴³⁵ ⁴³⁶ ⁴³⁷ ⁴³⁸ ⁴³⁹ ⁴⁴⁰ ⁴⁴¹ ⁴⁴² ⁴⁴³ ⁴⁴⁴ ⁴⁴⁵ ⁴⁴⁶ ⁴⁴⁷ ⁴⁴⁸ ⁴⁴⁹ ⁴⁵⁰ ⁴⁵¹ ⁴⁵² ⁴⁵³ ⁴⁵⁴ ⁴⁵⁵ ⁴⁵⁶ ⁴⁵⁷ ⁴⁵⁸ ⁴⁵⁹ ⁴⁶⁰ ⁴⁶¹ ⁴⁶² ⁴⁶³ ⁴⁶⁴ ⁴⁶⁵ ⁴⁶⁶ ⁴⁶⁷ ⁴⁶⁸ ⁴⁶⁹ ⁴⁷⁰ ⁴⁷¹ ⁴⁷² ⁴⁷³ ⁴⁷⁴ ⁴⁷⁵ ⁴⁷⁶ ⁴⁷⁷ ⁴⁷⁸ ⁴⁷⁹ ⁴⁸⁰ ⁴⁸¹ ⁴⁸² ⁴⁸³ ⁴⁸⁴ ⁴⁸⁵ ⁴⁸⁶ ⁴⁸⁷ ⁴⁸⁸ ⁴⁸⁹ ⁴⁹⁰ ⁴⁹¹ ⁴⁹² ⁴⁹³ ⁴⁹⁴ ⁴⁹⁵ ⁴⁹⁶ ⁴⁹⁷ ⁴⁹⁸ ⁴⁹⁹ ⁵⁰⁰ ⁵⁰¹ ⁵⁰² ⁵⁰³ ⁵⁰⁴ ⁵⁰⁵ ⁵⁰⁶ ⁵⁰⁷ ⁵⁰⁸ ⁵⁰⁹ ⁵¹⁰ ⁵¹¹ ⁵¹² ⁵¹³ ⁵¹⁴ ⁵¹⁵ ⁵¹⁶ ⁵¹⁷ ⁵¹⁸ ⁵¹⁹ ⁵²⁰ ⁵²¹ ⁵²² ⁵²³ ⁵²⁴ ⁵²⁵ ⁵²⁶ ⁵²⁷ ⁵²⁸ ⁵²⁹ ⁵³⁰ ⁵³¹ ⁵³² ⁵³³ ⁵³⁴ ⁵³⁵ ⁵³⁶ ⁵³⁷ ⁵³⁸ ⁵³⁹ ⁵⁴⁰ ⁵⁴¹ ⁵⁴² ⁵⁴³ ⁵⁴⁴ ⁵⁴⁵ ⁵⁴⁶ ⁵⁴⁷ ⁵⁴⁸ ⁵⁴⁹ ⁵⁵⁰ ⁵⁵¹ ⁵⁵² ⁵⁵³ ⁵⁵⁴ ⁵⁵⁵ ⁵⁵⁶ ⁵⁵⁷ ⁵⁵⁸ ⁵⁵⁹ ⁵⁶⁰ ⁵⁶¹ ⁵⁶² ⁵⁶³ ⁵⁶⁴ ⁵⁶⁵ ⁵⁶⁶ ⁵⁶⁷ ⁵⁶⁸ ⁵⁶⁹ ⁵⁷⁰ ⁵⁷¹ ⁵⁷² ⁵⁷³ ⁵⁷⁴ ⁵⁷⁵ ⁵⁷⁶ ⁵⁷⁷ ⁵⁷⁸ ⁵⁷⁹ ⁵⁸⁰ ⁵⁸¹ ⁵⁸² ⁵⁸³ ⁵⁸⁴ ⁵⁸⁵ ⁵⁸⁶ ⁵⁸⁷ ⁵⁸⁸ ⁵⁸⁹ ⁵⁹⁰ ⁵⁹¹ ⁵⁹² ⁵⁹³ ⁵⁹⁴ ⁵⁹⁵ ⁵⁹⁶ ⁵⁹⁷ ⁵⁹⁸ ⁵⁹⁹ ⁶⁰⁰ ⁶⁰¹ ⁶⁰² ⁶⁰³ ⁶⁰⁴ ⁶⁰⁵ ⁶⁰⁶ ⁶⁰⁷ ⁶⁰⁸ ⁶⁰⁹ ⁶¹⁰ ⁶¹¹ ⁶¹² ⁶¹³ ⁶¹⁴ ⁶¹⁵ ⁶¹⁶ ⁶¹⁷ ⁶¹⁸ ⁶¹⁹ ⁶²⁰ ⁶²¹ ⁶²² ⁶²³ ⁶²⁴ ⁶²⁵ ⁶²⁶ ⁶²⁷ ⁶²⁸ ⁶²⁹ ⁶³⁰ ⁶³¹ ⁶³² ⁶³³ ⁶³⁴ ⁶³⁵ ⁶³⁶ ⁶³⁷ ⁶³⁸ ⁶³⁹ ⁶⁴⁰ ⁶⁴¹ ⁶⁴² ⁶⁴³ ⁶⁴⁴ ⁶⁴⁵ ⁶⁴⁶ ⁶⁴⁷ ⁶⁴⁸ ⁶⁴⁹ ⁶⁵⁰ ⁶⁵¹ ⁶⁵² ⁶⁵³ ⁶⁵⁴ ⁶⁵⁵ ⁶⁵⁶ ⁶⁵⁷ ⁶⁵⁸ ⁶⁵⁹ ⁶⁶⁰ ⁶⁶¹ ⁶⁶² ⁶⁶³ ⁶⁶⁴ ⁶⁶⁵ ⁶⁶⁶ ⁶⁶⁷ ⁶⁶⁸ ⁶⁶⁹ ⁶⁷⁰ ⁶⁷¹ ⁶⁷² ⁶⁷³ ⁶⁷⁴ ⁶⁷⁵ ⁶⁷⁶ ⁶⁷⁷ ⁶⁷⁸ ⁶⁷⁹ ⁶⁸⁰ ⁶⁸¹ ⁶⁸² ⁶⁸³ ⁶⁸⁴ ⁶⁸⁵ ⁶⁸⁶ ⁶⁸⁷ ⁶⁸⁸ ⁶⁸⁹ ⁶⁹⁰ ⁶⁹¹ ⁶⁹² ⁶⁹³ ⁶⁹⁴ ⁶⁹⁵ ⁶⁹⁶ ⁶⁹⁷ ⁶⁹⁸ ⁶⁹⁹ ⁷⁰⁰ ⁷⁰¹ ⁷⁰² ⁷⁰³ ⁷⁰⁴ ⁷⁰⁵ ⁷⁰⁶ ⁷⁰⁷ ⁷⁰⁸ ⁷⁰⁹ ⁷¹⁰ ⁷¹¹ ⁷¹² ⁷¹³ ⁷¹⁴ ⁷¹⁵ ⁷¹⁶ ⁷¹⁷ ⁷¹⁸ ⁷¹⁹ ⁷²⁰ ⁷²¹ ⁷²² ⁷²³ ⁷²⁴ ⁷²⁵ ⁷²⁶ ⁷²⁷ ⁷²⁸ ⁷²⁹ ⁷³⁰ ⁷³¹ ⁷³² ⁷³³ ⁷³⁴ ⁷³⁵ ⁷³⁶ ⁷³⁷ ⁷³⁸ ⁷³⁹ ⁷⁴⁰ ⁷⁴¹ ⁷⁴² ⁷⁴³ ⁷⁴⁴ ⁷⁴⁵ ⁷⁴⁶ ⁷⁴⁷ ⁷⁴⁸ ⁷⁴⁹ ⁷⁵⁰ ⁷⁵¹ ⁷⁵² ⁷⁵³ ⁷⁵⁴ ⁷⁵⁵ ⁷⁵⁶ ⁷⁵⁷ ⁷⁵⁸ ⁷⁵⁹ ⁷⁶⁰ ⁷⁶¹ ⁷⁶² ⁷⁶³ ⁷⁶⁴ ⁷⁶⁵ ⁷⁶⁶ ⁷⁶⁷ ⁷⁶⁸ ⁷⁶⁹ ⁷⁷⁰ ⁷⁷¹ ⁷⁷² ⁷⁷³ ⁷⁷⁴ ⁷⁷⁵ ⁷⁷⁶ ⁷⁷⁷ ⁷⁷⁸ ⁷⁷⁹ ⁷⁸⁰ ⁷⁸¹ ⁷⁸² ⁷⁸³ ⁷⁸⁴ ⁷⁸⁵ ⁷⁸⁶ ⁷⁸⁷ ⁷⁸⁸ ⁷⁸⁹ ⁷⁹⁰ ⁷⁹¹ ⁷⁹² ⁷⁹³ ⁷⁹⁴ ⁷⁹⁵ ⁷⁹⁶ ⁷⁹⁷ ⁷⁹⁸ ⁷⁹⁹ ⁸⁰⁰ ⁸⁰¹ ⁸⁰² ⁸⁰³ ⁸⁰⁴ ⁸⁰⁵ ⁸⁰⁶ ⁸⁰⁷ ⁸⁰⁸ ⁸⁰⁹ ⁸¹⁰ ⁸¹¹ ⁸¹² ⁸¹³ ⁸¹⁴ ⁸¹⁵ ⁸¹⁶ ⁸¹⁷ ⁸¹⁸ ⁸¹⁹ ⁸²⁰ ⁸²¹ ⁸²² ⁸²³ ⁸²⁴ ⁸²⁵ ⁸²⁶ ⁸²⁷ ⁸²⁸ ⁸²⁹ ⁸³⁰ ⁸³¹ ⁸³² ⁸³³ ⁸³⁴ ⁸³⁵ ⁸³⁶ ⁸³⁷ ⁸³⁸ ⁸³⁹ ⁸⁴⁰ ⁸⁴¹ ⁸⁴² ⁸⁴³ ⁸⁴⁴ ⁸⁴⁵ ⁸⁴⁶ ⁸⁴⁷ ⁸⁴⁸ ⁸⁴⁹ ⁸⁵⁰ ⁸⁵¹ ⁸⁵² ⁸⁵³ ⁸⁵⁴ ⁸⁵⁵ ⁸⁵⁶ ⁸⁵⁷ ⁸⁵⁸ ⁸⁵⁹ ⁸⁶⁰ ⁸⁶¹ ⁸⁶² ⁸⁶³ ⁸⁶⁴ ⁸⁶⁵ ⁸⁶⁶ ⁸⁶⁷ ⁸⁶⁸ ⁸⁶⁹ ⁸⁷⁰ ⁸⁷¹ ⁸⁷² ⁸⁷³ ⁸⁷⁴ ⁸⁷⁵ ⁸⁷⁶ ⁸⁷⁷ ⁸⁷⁸ ⁸⁷⁹ ⁸⁸⁰ ⁸⁸¹ ⁸⁸² ⁸⁸³ ⁸⁸⁴ ⁸⁸⁵ ⁸⁸⁶ ⁸⁸⁷ ⁸⁸⁸ ⁸⁸⁹ ⁸⁹⁰ ⁸⁹¹ ⁸⁹² ⁸⁹³ ⁸⁹⁴ ⁸⁹⁵ ⁸⁹⁶ ⁸⁹⁷ ⁸⁹⁸ ⁸⁹⁹ ⁹⁰⁰ ⁹⁰¹ ⁹⁰² ⁹⁰³ ⁹⁰⁴ ⁹⁰⁵ ⁹⁰⁶ ⁹⁰⁷ ⁹⁰⁸ ⁹⁰⁹ ⁹¹⁰ ⁹¹¹ ⁹¹² ⁹¹³ ⁹¹⁴ ⁹¹⁵ ⁹¹⁶ ⁹¹⁷ ⁹¹⁸ ⁹¹⁹ ⁹²⁰ ⁹²¹ ⁹²² ⁹²³ ⁹²⁴ ⁹²⁵ ⁹²⁶ ⁹²⁷ ⁹²⁸ ⁹²⁹ ⁹³⁰ ⁹³¹ ⁹³² ⁹³³ ⁹³⁴ ⁹³⁵ ⁹³⁶ ⁹³⁷ ⁹³⁸ ⁹³⁹ ⁹⁴⁰ ⁹⁴¹ ⁹⁴² ⁹⁴³ ⁹⁴⁴ ⁹⁴⁵ ⁹⁴⁶ ⁹⁴⁷ ⁹⁴⁸ ⁹⁴⁹ ⁹⁵⁰ ⁹⁵¹ ⁹⁵² ⁹⁵³ ⁹⁵⁴ ⁹⁵⁵ ⁹⁵⁶ ⁹⁵⁷ ⁹⁵⁸ ⁹⁵⁹ ⁹⁶⁰ ⁹⁶¹ ⁹⁶² ⁹⁶³ ⁹⁶⁴ ⁹⁶⁵ ⁹⁶⁶ ⁹⁶⁷ ⁹⁶⁸ ⁹⁶⁹ ⁹⁷⁰ ⁹⁷¹ ⁹⁷² ⁹⁷³ ⁹⁷⁴ ⁹⁷⁵ ⁹⁷⁶ ⁹⁷⁷ ⁹⁷⁸ ⁹⁷⁹ ⁹⁸⁰ ⁹⁸¹ ⁹⁸² ⁹⁸³ ⁹⁸⁴ ⁹⁸⁵ ⁹⁸⁶ ⁹⁸⁷ ⁹⁸⁸ ⁹⁸⁹ ⁹⁹⁰ ⁹⁹¹ ⁹⁹² ⁹⁹³ ⁹⁹⁴ ⁹⁹⁵ ⁹⁹⁶ ⁹⁹⁷ ⁹⁹⁸ ⁹⁹⁹ ¹⁰⁰⁰ ¹⁰⁰¹ ¹⁰⁰² ¹⁰⁰³ ¹⁰⁰⁴ ¹⁰⁰⁵ ¹⁰⁰⁶ ¹⁰⁰⁷ ¹⁰⁰⁸ ¹⁰⁰⁹ ¹⁰¹⁰ ¹⁰¹¹ ¹⁰¹² ¹⁰¹³ ¹⁰¹⁴ ¹⁰¹⁵ ¹⁰¹⁶ ¹⁰¹⁷ ¹⁰¹⁸ ¹⁰¹⁹ ¹⁰²⁰ ¹⁰²¹ ¹⁰²² ¹⁰²³ ¹⁰²⁴ ¹⁰²⁵ ¹⁰²⁶ ¹⁰²⁷ ¹⁰²⁸ ¹⁰²⁹ ¹⁰³⁰ ¹⁰³¹ ¹⁰³² ¹⁰³³ ¹⁰³⁴ ¹⁰³⁵ ¹⁰³⁶ ¹⁰³⁷ ¹⁰³⁸ ¹⁰³⁹ ¹⁰⁴⁰ ¹⁰⁴¹ ¹⁰⁴² ¹⁰⁴³ ¹⁰⁴⁴ ¹⁰⁴⁵ ¹⁰⁴⁶ ¹⁰⁴⁷ ¹⁰⁴⁸ ¹⁰⁴⁹ ¹⁰⁵⁰ ¹⁰⁵¹ ¹⁰⁵² ¹⁰⁵³ ¹⁰⁵⁴ ¹⁰⁵⁵ ¹⁰⁵⁶ ¹⁰⁵⁷ ¹⁰⁵⁸ ¹⁰⁵⁹ ¹⁰⁶⁰ ¹⁰⁶¹ ¹⁰⁶² ¹⁰⁶³ ¹⁰⁶⁴ ¹⁰⁶⁵ ¹⁰⁶⁶ ¹⁰⁶⁷ ¹⁰⁶⁸ ¹⁰⁶⁹ ¹⁰⁷⁰ ¹⁰⁷¹ ¹⁰⁷² ¹⁰⁷³ ¹⁰⁷⁴ ¹⁰⁷⁵ ¹⁰⁷⁶ ¹⁰⁷⁷ ¹⁰⁷⁸ ¹⁰⁷⁹ ¹⁰⁸⁰ ¹⁰⁸¹ ¹⁰⁸² ¹⁰⁸³ ¹⁰⁸⁴ ¹⁰⁸⁵ ¹⁰⁸⁶ ¹⁰⁸⁷ ¹⁰⁸⁸ ¹⁰⁸⁹ ¹⁰⁹⁰ ¹⁰⁹¹ ¹⁰⁹² ¹⁰⁹³ ¹⁰⁹⁴ ¹⁰⁹⁵ ¹⁰⁹⁶ ¹⁰⁹⁷ ¹⁰⁹⁸ ¹⁰⁹⁹ ¹¹⁰⁰ ¹¹⁰¹ ¹¹⁰² ¹¹⁰³ ¹¹⁰⁴ ¹¹⁰⁵ ¹¹⁰⁶ ¹¹⁰⁷ ¹¹⁰⁸ ¹¹⁰⁹ ¹¹¹⁰ ¹¹¹¹ ¹¹¹² ¹¹¹³ ¹¹¹⁴ ¹¹¹⁵ ¹¹¹⁶ ¹¹¹⁷ ¹¹¹⁸ ¹¹¹⁹ ¹¹²⁰ ¹¹²¹ ¹¹²² ¹¹²³ ¹¹²⁴ ¹¹²⁵ ¹¹²⁶ ¹¹²⁷ ¹¹²⁸ ¹¹²⁹ ¹¹³⁰ ¹¹³¹ ¹¹³² ¹¹³³ ¹¹³⁴ ¹¹³⁵ ¹¹³⁶ ¹¹³⁷ ¹¹³⁸ ¹¹³⁹ ¹¹⁴⁰ ¹¹⁴¹ ¹¹⁴² ¹¹⁴³ ¹¹⁴⁴ ¹¹⁴⁵ ¹¹⁴⁶ ¹¹⁴⁷ ¹¹⁴⁸ ¹¹⁴⁹ ¹¹⁵⁰ ¹¹⁵¹ ¹¹⁵² ¹¹⁵³ ¹¹⁵⁴ ¹¹⁵⁵ ¹¹⁵⁶ ¹¹⁵⁷ ¹¹⁵⁸ ¹¹⁵⁹ ¹¹⁶⁰ ¹¹⁶¹ ¹¹⁶² ¹¹⁶³ ¹¹⁶⁴ ¹¹⁶⁵ ¹¹⁶⁶ ¹¹⁶⁷ ¹¹⁶⁸ ¹¹⁶⁹ ¹¹⁷⁰ ¹¹⁷¹ ¹¹⁷² ¹¹⁷³ ¹¹⁷⁴ ¹¹⁷⁵ ¹¹⁷⁶ ¹¹⁷⁷ ¹¹⁷⁸ ¹¹⁷⁹ ¹¹⁸⁰ ¹¹⁸¹ ¹¹⁸² ¹¹⁸³ ¹¹⁸⁴ ¹¹⁸⁵ ¹¹⁸⁶ ¹¹⁸⁷ ¹¹⁸⁸ ¹¹⁸⁹ ¹¹⁹⁰ ¹¹⁹¹ ¹¹⁹² ¹¹⁹³ ¹¹⁹⁴ ¹¹⁹⁵ ¹¹⁹⁶ ¹¹⁹⁷ ¹¹⁹⁸ ¹¹⁹⁹ ¹²⁰⁰ ¹²⁰¹ ¹²⁰² ¹²⁰³ ¹²⁰⁴ ¹²⁰⁵ ¹²⁰⁶ ¹²⁰⁷ ¹²⁰⁸ ¹²⁰⁹ ¹²¹⁰ ¹²¹¹ ¹²¹² ¹²¹³ ¹²¹⁴ ¹²¹⁵ ¹²¹⁶ ¹²¹⁷ ¹²¹⁸ ¹²¹⁹ ¹²²⁰ ¹²²¹ ¹²²² ¹²²³ ¹²²⁴ ¹²²⁵ ¹²²⁶ ¹²²⁷ ¹²²⁸ ¹²²⁹ ¹²³⁰ ¹²³¹ ¹²³² ¹²³³ ¹²³⁴ ¹²³⁵ ¹²³⁶ ¹²³⁷ ¹²³⁸ ¹²³⁹ ¹²⁴⁰ ¹²⁴¹ ¹²⁴² ¹²⁴³ ¹²⁴⁴ ¹²⁴⁵ ¹²⁴⁶ ¹²⁴⁷ ¹²⁴⁸ ¹²⁴⁹ ¹²⁵⁰ ¹²⁵¹ ¹²⁵² ¹²⁵³ ¹²⁵⁴ ¹²⁵⁵ ¹²⁵⁶ ¹²⁵⁷ ¹²⁵⁸ ¹²⁵⁹ ¹²⁶⁰ ¹²⁶¹ ¹²⁶² ¹²⁶³ ¹²⁶⁴ ¹²⁶⁵ ¹²⁶⁶ ¹²⁶⁷ ¹²⁶⁸ ¹²⁶⁹ ¹²⁷⁰ ¹²⁷¹ ¹²⁷² ¹²⁷³ ¹²⁷⁴ ¹²⁷⁵ ¹²⁷⁶ ¹²⁷⁷ ¹²⁷⁸ ¹²⁷⁹ ¹²⁸⁰ ¹²⁸¹ ¹²⁸² ¹²⁸³ ¹²⁸⁴ ¹²⁸⁵ ¹²⁸⁶ ¹²⁸⁷ ¹²⁸⁸ ¹²⁸⁹ ¹²⁹⁰ ¹²⁹¹ ¹²⁹² ¹²⁹³ ¹²⁹⁴ ¹²⁹⁵ ¹²⁹⁶ ¹²⁹⁷ ¹²⁹⁸ ¹²⁹⁹ ¹³⁰⁰ ¹³⁰¹ ¹³⁰² ¹³⁰³ ¹³⁰⁴ ¹³⁰⁵ ¹³⁰⁶ ¹³⁰⁷ ¹³⁰⁸ ¹³⁰⁹ ¹³¹⁰ ¹³¹¹ ¹³¹² ¹³¹³ ¹³¹⁴ ¹³¹⁵ ¹³¹⁶ ¹³¹⁷ ¹³¹⁸ ¹³¹⁹ ¹³²⁰ ¹³²¹ ¹³²² ¹³²³ ¹³²⁴ ¹³²⁵ ¹³²⁶ ¹³²⁷ ¹³²⁸ ¹³²⁹ ¹³³⁰ ¹³³¹ ¹³³² ¹³³³ ¹³³⁴ ¹³³⁵ ¹³³⁶ ¹³³⁷ ¹³³⁸ ¹³³⁹ ¹³⁴⁰ ¹³⁴¹ ¹³⁴²

ResNet or DenseNet?

Abstract—ResNet atau DenseNet? Saat ini, sebagian besar pendekatan berbasis pembelajaran mendalam diimplementasikan dengan jaringan tulang punggung seminal, di antaranya dua yang paling terkenal adalah ResNet dan DenseNet. Terlepas dari kinerja kompetitif dan popularitas mereka yang luar biasa, ada kelemahan yang melekat pada keduanya.

I. INTRODUCTION

Deep neural networks (DNNs) telah mencapai kinerja cang-gih dalam berbagai tugas visi komputer [14, 18, 11, 31, 12, 25, 50, 49, 9], dan interpretasi DNN juga telah diselidiki dari lensa visualisasi [46, 27, 28] serta kekokohan [39, 13, 3, 47, 48, 4, 2]. DenseNet telah terbukti memiliki efisiensi penggunaan fitur yang lebih baik, mengungguli ResNet dengan parameter yang lebih sedikit [18]. Meskipun demikian, DenseNet membutuhkan memori GPU yang berat karena operasi penggabungan.

II. PROBLEM DEFINITION

Secara kontra-intuitif, dengan menghubungkan cara ini, DenseNets membutuhkan lebih sedikit parameter daripada CNN tradisional yang setara, karena tidak perlu mempelajari peta fitur yang berlebihan. Selain itu, beberapa variasi ResNets telah membuktikan bahwa banyak lapisan hampir tidak berkontribusi dan dapat dijatuhkan. Faktanya, jumlah parameter ResNets besar karena setiap lapisan memiliki bobot untuk dipelajari. Sebaliknya, lapisan DenseNets sangat sempit (misalnya 12 filter), dan mereka hanya menambahkan satu set kecil peta fitur baru. Masalah lain dengan jaringan yang sangat dalam adalah masalah untuk melatih, karena aliran informasi dan gradien yang disebutkan. DenseNets memecahkan masalah ini karena setiap lapisan memiliki akses langsung ke gradien dari fungsi kerugian dan gambar input asli.

III. PERBANDINGAN ARCHITECTURE

A. DenseNet

DenseNet terdiri dari blok Dense seperti yang ditunjukkan di bawah ini. Di dalam blok-blok itu, lapisan-lapisan itu saling terhubung secara rapat: Setiap lapisan mendapat masukan dari peta fitur keluaran lapisan sebelumnya. Penggunaan kembali residu yang ekstrem ini menciptakan pengawasan yang mendalam karena setiap lapisan menerima lebih banyak pengawasan dari lapisan sebelumnya dan dengan demikian fungsi kerugian akan bereaksi sesuai dan karena metodologi ini, ini menjadikannya jaringan yang lebih kuat.

B. ResNet

Elemen dasar utama ResNet adalah blok sisa. Saat kita masuk lebih dalam ke jaringan dengan sejumlah besar lapisan, perhitungan menjadi lebih kompleks. Lapisan-lapisan ini diletakkan di atas satu sama lain dan setiap lapisan mencoba

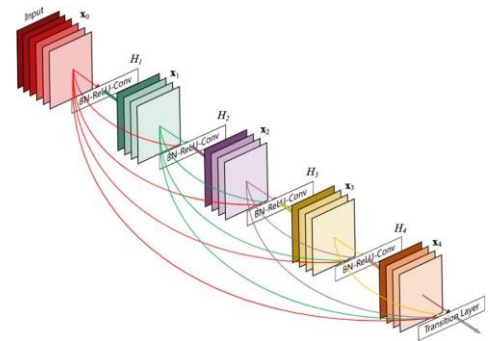


Fig. 1. Simulation Results

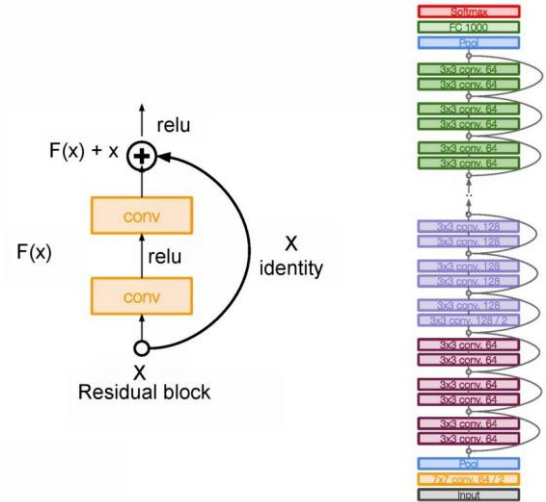


Fig. 2. Simulation Results

mempelajari beberapa pemetaan yang mendasari fungsi yang diinginkan dan alih-alih memiliki blok-blok ini, kami mencoba dan menyesuaikan pemetaan residu. Di sini, di sebelah kanan

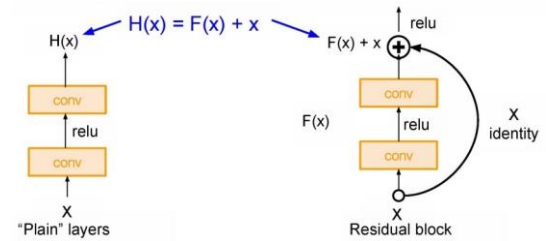


Fig. 3. Simulation Results

ini di mana input ke blok-blok ini hanyalah input yang masuk sedangkan di sisi lain, kita akan menggunakan lapisan kita untuk mencoba dan menyesuaikan beberapa sisa dari $H(X)$ - X kita alih-alih fungsi yang diinginkan $H(X)$ secara langsung. Jadi pada dasarnya, di akhir blok ini dibutuhkan koneksi lewat di sini, di mana ia hanya mengambil input dan meneruskannya sebagai identitas, jadi jika tidak ada lapisan bobot di antaranya, itu hanya akan menjadi identitas. Ini akan menjadi hal yang sama dengan output, tetapi sekarang kami menggunakan lapisan bobot tambahan untuk mempelajari beberapa delta, untuk beberapa sisa dari X kami.

IV. RESEARCH METHODOLOGY

Eksperimen CIFAR-10 Dalam technical report ini, kami menggunakan dataset CIFAR-10. CIFAR-10 merupakan dataset yang berisi kumpulan gambar yang terdiri dari 60000 gambar yang dibagi menjadi 10 kelas dimana masing-masing kelas terdiri dari 6000 gambar. Masing-masing data merupakan gambar berwarna 3 berukuran 32x32. Dataset ini terdiri dari 50000 data latih dan 10000 data uji. [5]. 10 kelas yang terdapat pada dataset CIFAR10 adalah airplane, automobile, cat, deer, dog, frog, horse, ship, truck. Sebelum dataset tersebut digunakan, maka perlu dilakukan normalisasi pada dataset tersebut menggunakan nilai mean dan std dari dataset tersebut.

V. ANALYSIS AND INTERPRETATION

Secara umum, dapat dilihat bahwa semua model memberikan performa yang cukup baik. Dari hasil tersebut, terlihat bahwa DenseNet memperoleh performa yang paling rendah pada bagian validation accuracy dan test accuracy masing-masing sebesar 90.40% performa yang sedikit lebih baik jika dibandingkan dengan ResNet dimana terjadi peningkatan sebesar 0.32% validation accuracy dan 0.53% kita dapat melihat performa dari masing-masing model ResNet mampu mengungguli model DenseNet dimana terjadi perbedaan hingga lebih dari 1 accuracy dan perbedaan lebih dari 1

Model	Val Accuracy	Test Accuracy	Num Parameters
GoogleNet	90.40%	89.70%	260,650
ResNet	91.84%	91.06%	272,378
ResNetPreAct	91.80%	91.07%	272,250
DenseNet	90.72%	90.23%	239,146

Fig. 4. Simulation Results

VI. CONCLUSIONS AND RECOMMENDATIONS

Kami memberikan perspektif gabungan dari penjumlahan padat untuk memfasilitasi pemahaman tentang perbedaan inti antara ResNet dan DenseNet. Kami menunjukkan bahwa perbedaan inti terletak pada apakah parameter konvolusi dibagikan untuk peta fitur sebelumnya. Kami mengusulkan pintasan ternormalisasi berbobot padat sebagai metode koneksi padat alternatif, yang mengungguli dua teknik koneksi padat yang ada: pintasan identitas di ResNet dan rangkaian padat di DenseNet. Kami menemukan bahwa Penjumlahan padat dari keluaran agregasi memberikan kinerja yang lebih baik

daripada keluaran blok konvolusi. Singkatnya, pintasan padat mengatasi masalah penurunan kapasitas representasional di ResNet sambil menghindari kelemahan membutuhkan lebih banyak sumber daya GPU di DenseNet. DSNet yang diusulkan telah dievaluasi pada beberapa kumpulan data tolak ukur untuk menunjukkan kinerja yang unggul daripada rekanannya ResNet.

REFERENCES

- [1] Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, and Andrew Rabinovich. Going deeper with convolutions. In CVPR, 2015.
- [2] Christian Szegedy, Vincent Vanhoucke, Sergey Ioffe, Jon Shlens, and Zbigniew Wojna. Rethinking the inception architecture for computer vision. In CVPR, 2016.
- [3] Dmitry Ulyanov, Andrea Vedaldi, and Victor Lempitsky. Instance normalization: The missing ingredient for fast stylization. arXiv preprint arXiv:1607.08022, 2016. in-dex=52did=1557231641SrcMode=1sid=3Fmt=3VInst=PRODVType=PQDRQT=309 Accessed on: Aug. 3, 2014.
- [4] Jiawang Bai, Bin Chen, Yiming Li, Dongxian Wu, Weiwei Guo, Shu-tao Xia, and En-hui Yang. Targeted attack for deep hashing based retrieval. In Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 202.
- [5] Philipp Benz, Chaoning Zhang, Tooba Imtiaz, and In So Kweon. Double targeted universal adversarial perturbations. arXiv preprint arXiv:2010.03288, 2020.