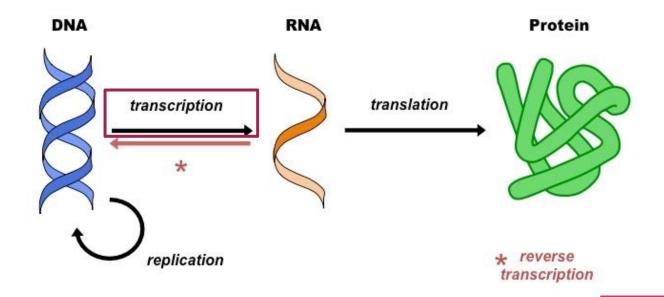
# Base-resolution models of transcription factor binding reveal soft motif syntax

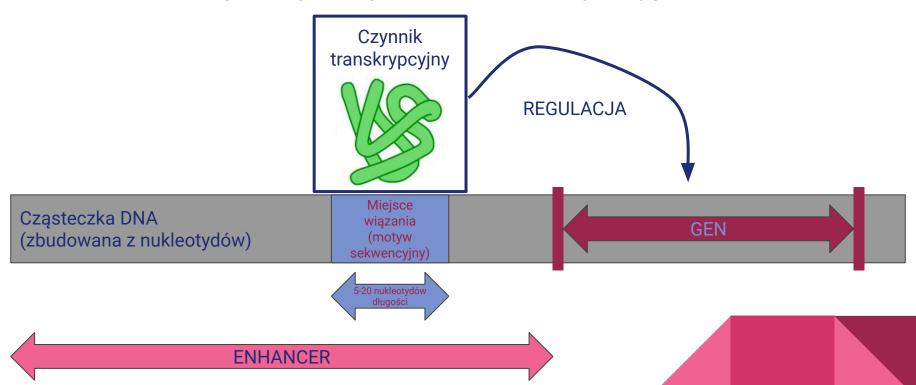
Žiga Avsec<sup>1</sup>, Melanie Weilert<sup>2</sup>, Avanti Shrikumar<sup>3</sup>, Sabrina Krueger<sup>2</sup>, Amr Alexandari<sup>3</sup>, Khyati Dalal<sup>2,5</sup>, Robin Fropf<sup>2</sup>, Charles McAnany<sup>2</sup>, Julien Gagneur<sup>1</sup>, Anshul Kundaje<sup>3,4\*</sup> and Julia Zeitlinger<sup>2,5\*</sup>

- <sup>1</sup> Department of Informatics, Technical University of Munich, Garching, Germany
- <sup>2</sup> Stowers Institute for Medical Research, Kansas City, MO, USA
- <sup>3</sup> Department of Computer Science, Stanford University, Stanford, CA, USA
- <sup>4</sup> Department of Genetics, Stanford University, Stanford, CA, USA
- <sup>5</sup> The University of Kansas Medical Center, Kansas City, KS, USA
- \* correspondence: akundaje@stanford.edu, jbz@stowers.org

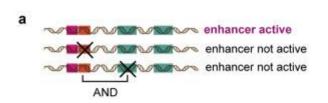
## Wstęp teoretyczny: centralny dogmat biologii molekularnej



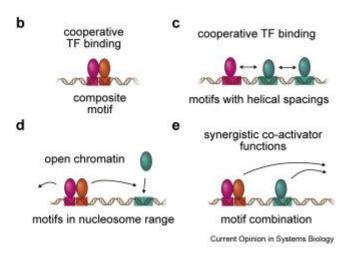
# Wstęp teoretyczny: czynniki transkrypcyjne



## Wstęp teoretyczny: składnia motywów



- Czynniki transkrypcyjne wiążąc się do genomu blisko siebie wchodzą ze sobą w interakcje.
- Rozłożenie motywów sekwencyjnych nazywamy składnią.
  - "Silna" składania to taka, gdzie motywy sekwencyjne oddziałują ze sobą w prosty sposób (np dwa motywy występują obok siebie). (b)
  - "Słaba" składnia to taka, gdzie ułożenie motywów na genomie jest bardziej skomplikowane bądź nieregularne. (c), (d), (e)



https://doi.org/10.1016/j.coisb.2020.08.002

## Wstęp teoretyczny: znaczenie czynników transkrypcyjnych

- Czynniki transkrypcyjne regulują ekspresję genów.
- Dzięki temu komórki mogą:
  - Reagować na zmiany w ich otoczeniu (organizmu bądź komórki).
  - Różnicować się w różne typy komórek.
  - Kontrolować cykl komórkowy.
- Niektóre czynniki transkrypcyjne są (częściowo) odpowiedzialne za niekontrolowane różnicowanie się i wzrost komórek rakowych.
  - Na przykład czynnik transkrypcyjny Nanog występuje w komórkach raka piersi.
    - Lu, X., Mazur, S., Lin, T. *et al.* The pluripotency factor nanog promotes breast cancer tumorigenesis and metastasis. *Oncogene* 33, 2655–2664 (2014). https://doi.org/10.1038/onc.2013.209

# Rozszyfrowanie znaczenia tytułu

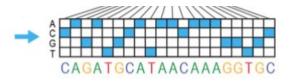
Base-resolution models	Modele z dokładnością co do nukleotydu
of transcription factor binding	wiązanie czynników transkrypcyjnych
reveal <b>soft motif syntax</b>	"słaba" składnia motywów

## Architektura modelu – wejście i wyjście

## Wejście:

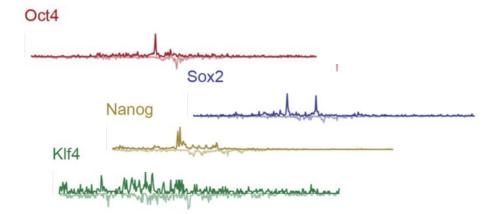
Sekwencje DNA w postaci macierzy wektorów "one-hot".

## Input: ~150,000 sequences of 1 kb



## Wyjście:

- Profile częstotliwości wiązania czterech różnych czynników transkrypcyjnych w odcinku przed genem.
- Ogólna liczba przyłączonych się cząsteczek danego czynnika transkrypcyjnego na danym odcinku.

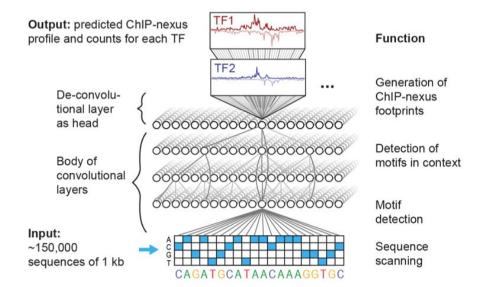


#### **BPNet architecture**

## Architektura modelu

## Kluczowe cechy modelu:

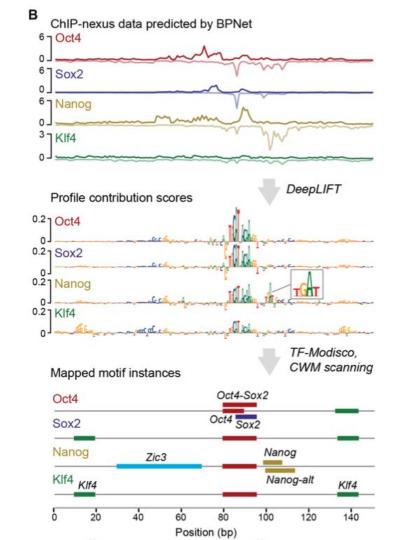
- Sieć konwolucyjna.
- Zastosowanie uczenia wielozadaniowego (multitask learning).
- Rezygnacja z poolingu.
- Kształt oraz łączna "masa" profilu częstotliwości są przewidywane oddzielnie. Pozwala na to niestandardowa funkcja straty.
- Używa pomocniczych danych o warunkach przeprowadzenia eksperymentu, żeby uniknąć biasu wynikającego z czynników losowych występujących w trakcie tworzenia zbioru danych.



$$Loss = -\log p_{mult.}(\mathbf{k}^{obs}|\mathbf{p}^{pred}, n^{obs}) + \lambda(\log(1 + n^{obs}) - \log(1 + n^{pred}))^2$$

# Pipeline interpretacyjny

- Predykcja profilu wiązania czynników transkrypcyjnych dla danego fragmentu DNA.
- Profile kontrybucji dla każdego nukleotydu z sekwencji wejściowej.
- 3. Identyfikacja występowania konkretnych motywów w sekwencji wejściowej.

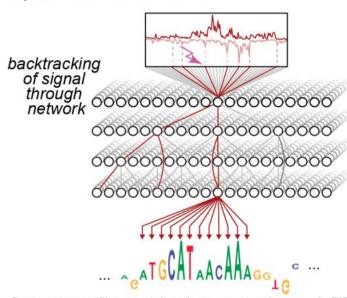


## Interpretacja modelu - DeepLIFT

- Metoda gradientowa.
- Wyjaśniana jest różnica pomiędzy wyjściem sieci a wartością referencyjną ("neutralną").
  - Dla MNIST może to być biały obraz, dla sekwencji
    DNA można użyć wielu permutacji sekwencji
    wejściowej i uśrednić wyniki.
  - Potrzebna jest wiedza domenowa, żeby zdefiniować dobrą referencję.
- Na drugim wykładzie ta metoda była wspomniana jako analogia do SHAPa.
- https://github.com/kundajelab/deeplift

### **DeepLIFT**

Input: trained BPnet model

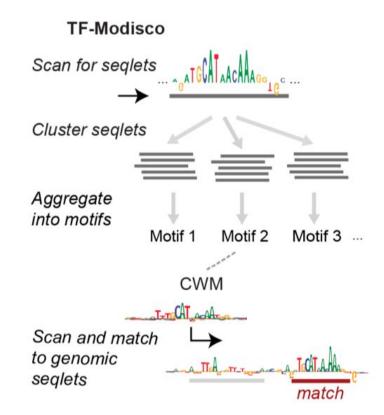


Output: profile contribution scores for each TF

## Interpretacja modelu – TF-MoDISco

(TF MOtif Discovery from Importance SCOres)

- Motywy sekwencyjne mogą się nieznacznie różnić od siebie, a mimo to być miejscami wiązań czynników transkrypcyjnych.
- TF-MoDISco pozwala na znalezienie konkretnych, znanych motywów sekwencyjnych w analizowanych sekwencjach.
  - Krótkie sekwencje z dużymi kontrybucjami są klastrowane.
  - Następnie dla każdego klastra jest obliczana reprezentacja CWM (contribution weight matrix), przedstawiająca kontrybucję każdego nukleotydu na każdej pozycji w klastrze.
  - Wejściowe sekwencje są skanowane z użyciem wyżej wspomnianej reprezentacji, żeby zidentyfikować wystąpienia konkretnych motywów w sekwencji.
- https://github.com/kundajelab/tfmodisco



b

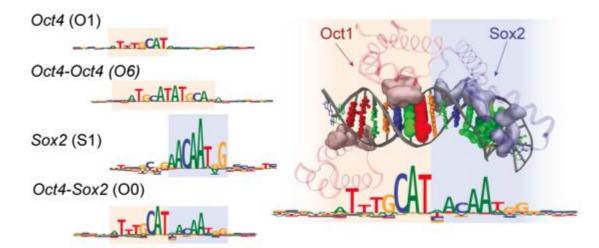
cooperative TF binding



composite motif

Single and composite motif's CWM

Structural basis

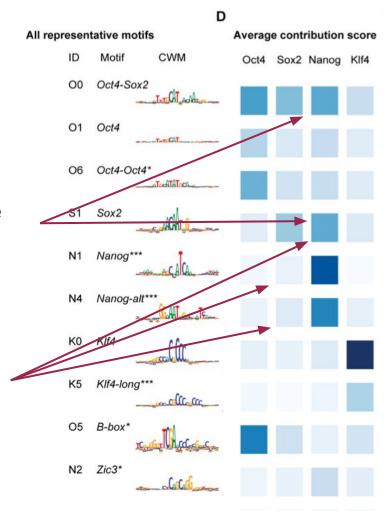


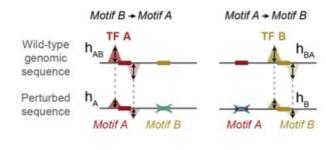
# Wyniki – "słaba" składania motywów

 Motywy Oct4-Sox2 i Sox2 wpływają na wiązanie czynnika transkrypcyjnego Nanog.

C

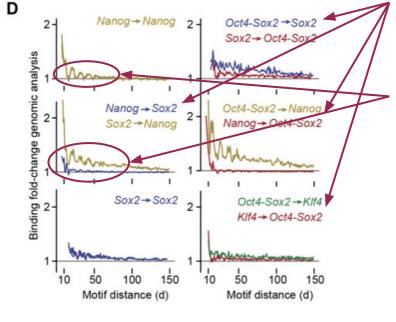
 Relacja jest jednokierunkowa – motyw Sox2 wpływa na wiązanie Nanog, ale motywy Nanog nie wpływają na wiązanie Sox2.

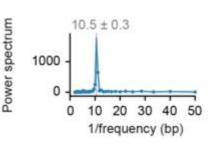




# Wyniki – "słaba" składania motywów.

- Niesymetryczność wpływu motywów sekwencyjnych na wiązanie czynników transkrypcyjnych.
  - Okresowy charakter wiązania Nanog.







cooperative TF binding



## Podsumowanie

- Konwolucyjne sieci neuronowe pozwalają na przewidywanie miejsc wiązania czynników transkrypcyjnych.
- Interpretacja modelu może nakierować badaczy na nowe fakty biologiczne.
- Wyniki pochodzące z modeli typu "black-box" mogą być "generatorem hipotez", które można potem weryfikować eksperymentalnie.