Московский физико-технический институт
(национальный исследовательский университет)

Физтех-школа радиотехники и компьютерных технологий
Кафедра мультимедийных технологий и телекоммуникаций

Практическое задание №4

Deep SC - Семантическая система связи на основе моделей глубокого обучения

Назмиев Айрат, 5 курс, группа М01-305

Москва, 2024 г.

Цели работы

В данной работе рассматривается дифференцируемая семантическая система связи, в которой совместно обучаются семантические и канальные кодеры/декодеры на стороне передатчика и приемника. В качестве передаваемой информации используются текстовые данные. Работа основана на результатах статьи [1]. Воспроизводится один из экспериментов, обсуждаются недостатки предложенных в статье метрик оценки качества передачи текста.

Введение

Слово «семантика» (значение) происходит от языков (естественных или формальных) и от концепции композиционности, согласно которой значение предложения определяется тремя составляющими: правилом составления предложений (синтаксисом), значением (семантикой) каждого компонента и контекстом.

Клод Шеннон в своей знаменитой работе [2] 1948 года предложил математический подход к описанию передачи информации и обмена сообщениями между двумя или более точками в системе связи. Он ввёл понятие информационной энтропии, которая характеризует количество информации и связана с вероятностью появления определённых символов в сообщении. Кроме того, Шеннон определил понятие канала связи и разработал математический метод измерения его пропускной способности. Шеннон также ввел понятие шума, который может повлиять на передачу сообщений, и предложил методы кодирования для их более эффективной передачи по каналу связи. Данная работа оказала революционный вклад в теорию информации, стала основой развития современных методов передачи данных.

Развитием теории систем связи стала статья, опубликованная Клодом Шенноном и Уорреном Уивером в 1949 году. В своей части работы Уивер формулирует 3 основных проблемы коммуникаций:

- Техническая проблема: насколько точно могут быть переданы символы?
- Семантическая проблема: насколько точно передаваемые символы передают желаемый смысл?
- Проблема эффективности: насколько эффективно полученные из сообщения знания влияют на поведение желаемым образом?

Теория Шеннона описывает технический уровень, на котором основное внимание уделяется каналу передачи информации и кодированию. В этой теории количество информации в сообщении определяется множеством всех возможных сообщений и их вероятностями, независимо от их содержания. Шеннон предложил строгое решение технической проблемы, заложив основы теории информации. Однако Уивер утверждал, что математическая теория Шеннона слишком общая и не учитывает тип и содержание передаваемых данных. Кроме технических проблем, связанных с передачей символов, существуют семантические трудности, связанные с пониманием смысла сообщений получателем. Уивер полагал, что схема системы связи, предложенная Шенноном, достаточна для решения технической проблемы, но при переходе к следующим уровням потребуется её расширение. Так, требуется добавить ещё один блок — семантический кодер-декодер, который будет учитывать семантические характеристики сообщения, передаваемого от передатчика к приемнику.Кроме этого, Уивер обобщил понятие «шума», включив в него другие формы помех, такие

как культурные, нравственные др. различия, а также контекст, которые могут влиять на понимание приемником сообщения. Уивер также концепцию «семантического шума», возникающий когда приемник понимает смысл сообщения не так, как это задумывал его отправитель.

В рассматриваемой статье [1] авторы реализуют идею семантической системы связи для передачи текстовой информации — модель DeepSC. Второй уровень системы связи (семантический кодер-декодер) построен на базе моделей глубокого обучения для обработки естественного языка: на основе архитектуры трансформер [5], данная архитектура способно эффективно учитывать контекст при преобразовании (кодировании) входного текста. Первый уровень (канальный кодер-декодер) реализуется на основе нейросетевой полносвязной архитектуры. Внешний кодер-декодер (семантический) и внутренний кодер-декодер (канальный) оптимизируются совместно градиентными методами. В качестве функции потерь выбрана перекрестная энтропия, вычисляемая между передаваемыми и принятыми токенами текста и, опционально, взаимная информация между передаваемыми в канал и принятыми из канала символами.

В качестве метрик качества передачи текста используется BLEU (Bilingual Evaluation Understudy) [6], классическая метрика для оценки качества перевода (здесь будет использована для оценки качества декодирования на приемника) и более интересная метрика — косинусное расстояние между эмбеддигнами принятых и переданных предложений на основе предобученной модели BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) [7], которая может более точно оценить смысловую близость предложениями (так как построена на основе трансформера и обучена на огромной корпусе текстов). Авторы назвали последнюю метрику Sentence Similarity [1].

Подробнее остановимся на описании архитектуры модели семантической связи.

Архитектура модели

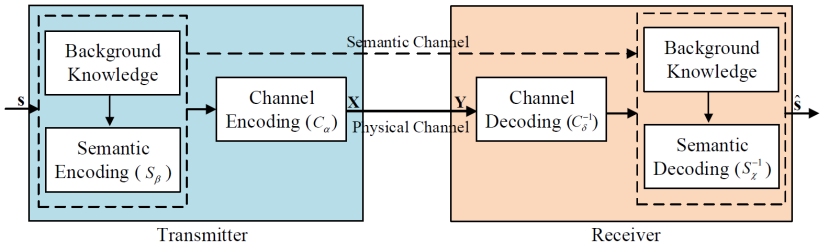


Рис. 1. DeepSC — модель семантической системы связи

На рисунке 1 приведена общая схема предложенной семантической системы связи. Передатчик преобразует текстовое предложение $\mathbf{s}$ в поток комплексных символов $\mathbf{x}$, далее эти символы передаются по физическому каналу связи. Приемник получает искаженные каналом символы $\mathbf{y}$ и на выходе совместного канального и семантического декодера получает оценку $\hat{\mathbf{s}}$ переданного предложения $\mathbf{s}$.

Входом модели является предложение $\mathbf{s} = (w_1, ..., w_L)$, состоящие из слов w_i, а L — максимальная длина входного предложения (все предложения дополняются до максимального специальными pad-словами, выбрано равным 32). Передатчик состоит из 2 частей: семантический кодер S_β и канальный кодер C_α, которые находят оптимальное в семантическом смысле представление предложения для передачи его по каналу (α и β — их обучаемые параметры):

$$\mathbf{x} = C_\alpha(S_\beta(\mathbf{s})), \tag{1}$$

где $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^M$, то есть предложение передается с использованием M комплексных символов (выбрано 8). В статье рассматривается простейшая модель беспроводного канала — релеевский канал с временем когерентности M (то есть канал остается неизменным во время передачи одного предложения):

$$\mathbf{y} = h\mathbf{x} + \mathbf{n}, \tag{2}$$

здесь $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^M$ — принятые символы, $h \sim \mathcal{CN}(0, 1)$ — комплексный коэффициент изменения амплитуды сигнала в канале соответствующий релеевскому каналу, и АБГШ $\mathbf{n} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_n^2)$. Можно заметить, что данная модель канала дифференцируемая. Приемник последовательно применяет канальный C_δ^{-1} и семантический S_χ^{-1} декодеры (δ и χ — их обучаемые параметры) и получает оценку $\hat{\mathbf{s}}$ переданного сообщения:

$$\hat{\mathbf{s}} = S_\chi^{-1}(C_\delta^{-1}(\mathbf{y})). \tag{3}$$

В качестве функции потерь выбрана перекрестная энтропия между распределением слов в предложении на каждой позиции на передатчике $q(w_l)$ (one-hot векторы, так как известно, какие слова передавались) и оценкой распределения слов на приемнике $p(w_l)$:

$$\mathcal{L}_{\text{CE}}(\mathbf{s}, \hat{\mathbf{s}}, \alpha, \beta, \chi, \delta) = -\sum_{l=1}^{L} q(w_l) \log(p(w_l)) + (1 - q(w_l)) \log(1 - p(w_l)). \tag{4}$$

Так, при оптимизации данной функции потерь на большом корпусе текста, совместная система внешнего семантического и внутреннего канального кодеров и декодеров будет приближать распределение слов на приемнике к распределению на передатчике, это будет означать, что система обучилась извлекать и восстанавливать семантическую информацию из предложения. Также, выбор определенной направленности текстов при обучении может специализировать модель для передачи подобных текстов: приемник и передатчик будут иметь специализированную общую базу знаний. В отличие от обычной «классической» системы связи, канальных кодер здесь нацелен на сохранение семантической информации, а не всей информации, содержащейся в передаваемом сообщении (иными словами, не требуется передать без ошибок каждый бит).

При проектировании системы связи важным является максимизация пропускной способности канала. А пропускная способность канала — это супремум взаимной информации $I(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ по распределению передаваемых символов $\mathbf{x}$ (а в совместной оптимизации передатчик может корректировать распределение). Взаимная информация между передаваемыми и принимаемыми символами определяется как расстояние Кульбака-Лейблера между маргинальными распределениями $\mathbf{x}$, $\mathbf{y}$ и их совместным распределением:

$$I(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = D_{\text{KL}}(p(x, y)||p(x)p(y)) \tag{5}$$

Данная величина является интегралом по вероятностому пространству, кроме того, в рассматриваемой задаче распределения непрерывные. Поэтому напрямую в таком виде взаимная информация недифференцируема и не может использоваться в функции потерь. Однако существуют теорема [8], доказывающая, что $I(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ представима в виде:

$$I(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sup_{T:\Omega \to R} \mathbb{E}_{p(x,y)}[T] - \log(\mathbb{E}_{p(x)p(y)}[e^T]), \tag{6}$$

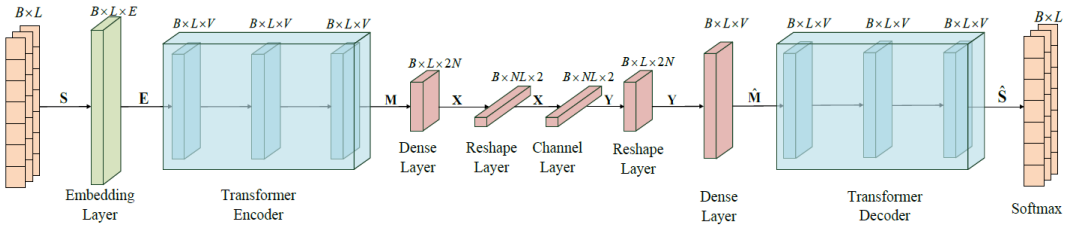
где супремум взят по всем таким функциям T, что математические ожидания конечны. Авторы предлагают использовать в качестве T полносвязную нейросеть, обучая T в схеме без учителя

(так как требуются только $\mathbf{x}$ и $\mathbf{y}$) совместно со всей системой связи. Так, данная модель во будет приближаться к оценке взаимной информации снизу. Вводится

$$\mathcal{L}_{\mathrm{MI}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \tau, \alpha, \beta) = \mathbb{E}_{p(x,y)}[f_\tau] - \log(\mathbb{E}_{p(x)p(y)}[e^{f_\tau}]), \tag{7}$$

где f_τ — полносвязная нейросеть, τ — ее параметры. Матожидание вычисляется непосредственно по элементам каждого батча. Батч делится на две равные части: $\mathbf{x}_1$, $\mathbf{x}_2$ и $\mathbf{y}_1$, $\mathbf{y}_2$, для вычисления совместного распределения используются $\mathbf{x}_1$ и $\mathbf{y}_1$ (непосредственно переданные и принятые символы), а для маргинального — $\mathbf{x}_1$ и $\mathbf{y}_2$ (символы, не связанные друг с другом). В таком виде, со знаком минус и некоторым коэффициентом $\lambda \in [0; 1]$, взаимная информация может быть использована в общей функции потерь:

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{\mathrm{CE}} - \lambda \mathcal{L}_{\mathrm{MI}}. \tag{8}$$



	Layer Name	Units	Activation
Transmitter (Encoder)	3×Transformer Encoder	128 (8 heads)	Linear
	Dense	256	Relu
	Dense	16	Relu
Channel	AWGN	None	None
Receiver (Decoder)	Dense	256	Relu
	Dense	128	Relu
	3×Transformer Decoder	128 (8 heads)	Linear
	Prediction Layer	Dictionary Size	Softmax
MI Model	Dense	256	Relu
	Dense	256	Relu
	Dense	1	Relu

Рис. 2. Архитектура модели семантической системы связи DeepSC

Теперь в деталях опишем нейросетевые архитектуры всех элементов рассматриваемой семантической системы связи. Общая схема и таблица с параметрами приведена на рисунке 2. Семантический кодер состоит из трех слоев трансформеров (8-headed), канальный кодер состоит из двух слоев полносвязной нейросети. АБГШ канал является лишь простой линейной операцией прибавления случайного белого гауссового шума. Приемник устроен симметрично: канальный декодер на основе двухслойной полносвязной нейросети для обработки полученных символов и семантический декодер, состоящий из трех слоев трансформеров (8-headed), который оценивает полученные слова в предложении. Трансформер способен преобразовывать эмбеддинг отдельного слова на основе предыдущих слов в предложении (self-attention), то есть контекста, семантики слова. Последним слоем декодера является полносвязный слой и softmax, где для каждой позиции слова формируется распределение возможных токенов-слов в предложении. Здесь трансформер позволяет лучше предсказывать (декодировать по максимуму вероятности) очередное слово в предложении из его контекста.

Псевдоалгоритм обучения модели представлен на рисунке 3

Initialization: Initial the weights $\mathbf{W}$ and bias $\mathbf{b}$.

1: **Input**: The background knowledge set $\mathcal{K}$.
2: Create the index to words and words to index, and then embedding words.
3: **while** Stop criterion is not met **do**
4: Train the mutual information estimated model.
5: Train the whole network.
6: **end while**
7: **Output**: The whole network $S_{\boldsymbol{\beta}}(\cdot), C_{\boldsymbol{\alpha}}(\cdot), C_{\boldsymbol{\delta}}^{-1}(\cdot), S_{\boldsymbol{\chi}}^{-1}(\cdot)$.

Рис. 3. Алгоритм обучения DeepSC

Метрики и их критика

Рассмотрим используемые метрики оценки качества передачи текстовой информации. Используется BLEU (Bilingual Evaluation Understudy) [6], классическая метрика для оценки качества перевода (здесь будет использована для оценки качества декодирования на приемника) и более интересная метрика — косинусное расстояние между эмбеддигнами принятых и переданных предложений на основе предобученной модели BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) [7], авторы назвали последнюю метрику Sentence Similarity [1].

Авторы утверждают, что первая метрика менее предпочтительна, так как основана на частотностях встречи $n-$ из переданного сообщения в принятом, что не полностью оценивает семантику предложения: например, перефразирование или синонимы будут снижать метрику так же, как и замена на случайные слова. Однако и предложенная авторами метрика на основе предобученного BERT также нельзя считать удовлетворительной. BERT обучался на большом корпусе текстов, при этом можно естественно предположить, что в них содержалось очень ограниченное число ошибок, до и то не таких, которые характерны в передаче информации с битовыми ошибками, то есть когда могут возникнуть случайные замены одной буквы на другую. Кроме того, относительно высокие значения метрики могут быть даны предложению с абсолютно искаженным смыслом.

Рассмотрим предложение: «Education is what remains after one has forgotten what one has learned in school». Его токенизация предложения BERT'ом будет иметь вид: ['education', 'is', 'what', 'remains', 'after', 'one', 'has', 'forgotten', 'what', 'one', 'has', 'learned', 'in', 'school']

Во первых, Sentence Similarity крайне чувствительна к сдвигам между токенами. Например, при наличии ошибки в одной букве (а это может быть всего лишь одна битовая ошибка на все предложение) BERT использует другую токенизацию предложения. Так, для «Qducation is what remains after one has forgotten what one has learned in school», токенизация будет иметь вид: ['q', '##du', '##cation', 'is', 'what', 'remains', 'after', 'one', 'has', 'forgotten', 'what', 'one', 'has', 'learned', 'in', 'school']. Это приведет к увеличению длины вектора токенов и сдвигу относительно исходного предложения, что значительно снижает величину метрики до 0.43. При этом едва ли смысловое содержание предложения хоть сколько нибудь поменялось. Более искаженный пример: «Educafion is wzat rempins aftqr onx hay porgotten uhat kne has lehrned in school» с исходным предложением имеет крайне низкое Sentence Similarity равное 0.28, однако человек (да и дожным образом построенный алгоритм) легко сможет восстановить исходное сообщение.

Во вторых, подбор синонимичных слов или согласованных по частям речи слов в некоторых позициях может несильно снизить метрику, при этом смысл сообщения абсолютно поменяется. Так, для абсурдного предложения, частично сохраняющего структуру исходного: «Training is what remains before cat has remembered what nine has taught in kindergarten» , значение Sentence Similarity равняется 0.62, что в почти полтора раза выше, чем для случая ошибки в одной букве. Заметим, что как раз значение такого порядка приводится в результатах экспериментов для

самых низких SNR [1] (рисунок 7).

Таким образом, приводимые в статье [1] метрики нельзя считать удовлетворительными в контексте оценки качества системы связи, особенно при сравнении «классических» и семантических систем связи.

Эксперимент

Как указывают сами авторы, результаты оптимизации сильно зависят от параметров оптимизационного алгоритма, кроме того, авторы не указали рекомендации по выбору параметра λ. Поэтому точное воспроизведение результатов затруднено. Однако все же можно качественно продемонстрировать результаты работы системы рассмотренной семантической связи. Я остановился на канале с АБГШ с коэффициентом при взаимной информации в функции потерь $\lambda = 0.0001$.

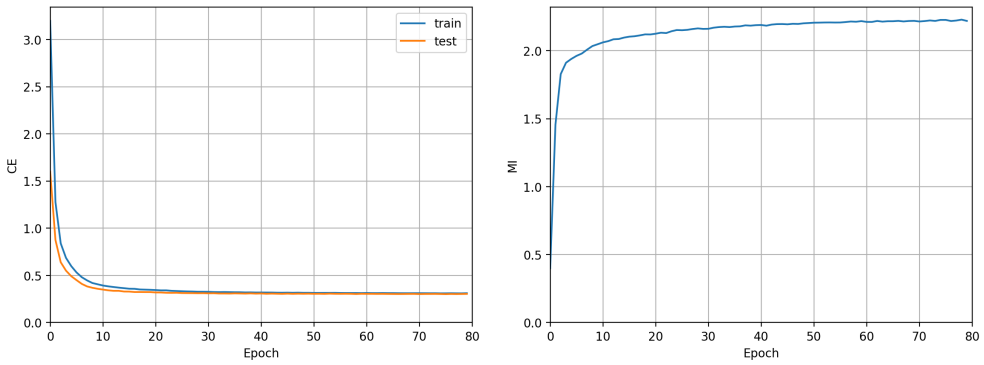


Рис. 4. Обучение модели: перекрестная энтропия (слева) и взаимная информация (справа)

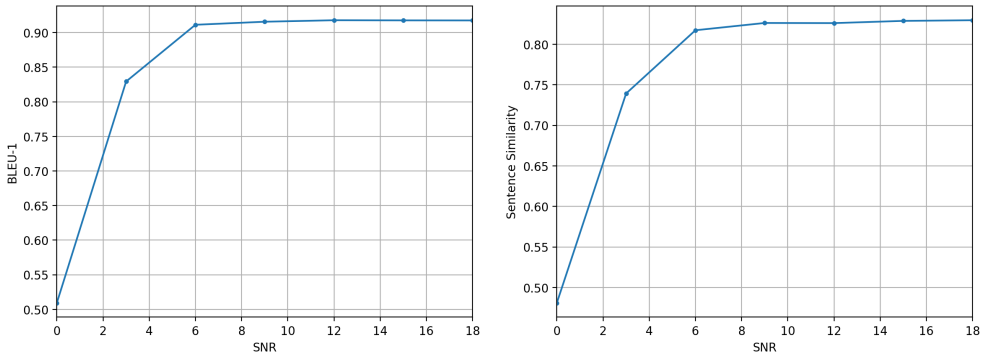


Рис. 5. Метрики при различных SNR: BLEU-1 (слева) и Sentence Similarity (справа)

Как можно видеть, значение перекрестной энтропии уменьшается монотонно от эпохи к эпохе, переобучения не наблюдается. Взаимная информация монотонно растет и выходит на плато. Метрики BLEU-1 и Sentence Similarity ожидаемо растут при увеличении SNR, при низких SNR метрики в рассматриваемой системе семантической связи значительно превосходят «классические» (см. рисунок 6-7 [1]), но с важными оговорками, которые обсуждались в предыдущем разделе.

Выводы

В работе рассмотрена семантическая система связи на основе моделей глубокого обучения [1], экспериментально продемонстрирована работа подобной системы. В работе также приводится критика используемых в статье метрик. Использование предложенных семантических метрик является спорным решением, так как в текстовой выборке, по которой обучается построение эмбеддингов токенов, практически отсутствуют ошибки, особенно характерные для битовых ошибок в передаче данных. Поэтому замена нескольких символов на случайные может значительно снизить семантические метрики, при этом для человека оно будет оставаться абсолютно понятным и сохраняющим смысл (в отличие, например, замены столицы одного государства на столицу другого или слова на его антоним). Поэтому требуется создание специальных моделей оценки и исправление подобных ошибок для более объективного сравнения «классических» и семантических систем связи. Например, это может быть что-то вроде лучевого поиска по ближайшим реально существующим словам для «классических» систем или же специальная модель трансформера, способная работать с данными, содержащими ошибки.

Тем не менее, введение семантической обработки информации в структуру систем связи обладает высоким потенциалом для стандартов связи будущих поколений в контексте оптимизации объема передаваемой информации, ее достоверности и полноты.

Список литературы

[1] Xie, Huiqiang & Qin, Zhijin & Li, Geoffrey and Juang, Biing-Hwang. Deep Learning Enabled Semantic Communication Systems (2021).

[2] Shannon, Claude. A Mathematical Theory of Communication (1948)

[3] Weaver, Warren & Shannon, Claude. Recent contributions to the mathematical theory of communication (1949).

[4] Belghazi, Ishmael & Rajeswar, Sai & Baratin, Aristide & Hjelm, R Devon and Courville, Aaron. MINE: Mutual Information Neural Estimation (2018).

[5] Ashish Vaswani & Noam Shazeer & Niki Parmar & Jakob Uszkoreit & Llion Jones & Aidan N. Gomez & Lukasz Kaiser and Illia Polosukhin. Attention Is All You Need (2017)

[6] Papineni, K. & Roukos, S. & Ward, T. and Zhu, W. J. BLEU: a method for automatic evaluation of machine translation (2002)

[7] Jacob Devlin & Ming-Wei Chang & Kenton Lee and Kristina Toutanova. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding (2018)

[8] Belghazi, Ishmael & Rajeswar, Sai & Baratin, Aristide & Hjelm, R Devon and Courville, Aaron. MINE: Mutual Information Neural Estimation (2018).