يوسف علي محمد السنحاني علوم حاسوب- مسائي رقم القيد 20\_3048

حتى دون معرفة كيفية عملها بالضبط. في الواقع ، ليس من السهل جدًا فهم المحركات التي تعمل بتعلم الآلة. يريد فريق Statsbot توضيح التعلم الآلي من خلال سرد قصص البيانات في هذه المدونة. اليوم ، قررنا استكشاف المترجمين الآليين وشرح كيفية عمل خوارزمية الترجمة من Google.

منذ سنوات ، كانت ترجمة النص من لغة غير معروفة تستغرق وقتًا طويلاً. كان استخدام المفردات البسيطة مع الترجمة كلمة بكلمة أمرًا صعبًا لسببين: 1) كان على القارئ معرفة القواعد النحوية و 2) يجب أن يضع في الاعتبار جميع إصدارات اللغة أثناء ترجمة الجملة بأكملها.

الآن ، لسنا بحاجة إلى المعاناة كثيرًا - يمكننا ترجمة العبارات والجمل وحتى النصوص الكبيرة بمجرد وضعها في ترجمة Google. لكن معظم الناس لا يهتمون في الواقع بكيفية عمل محرك ترجمة التعلم الآلي. هذا المنشور لمن يهتم

مشاكل الترجمة في التعلم العميق

إذا حاول محرك ترجمة Google الاحتفاظ بالترجمات حتى للجمل القصيرة ، فلن يعمل بسبب العدد الهائل من الاختلافات المحتملة. يمكن أن تكون أفضل فكرة هي تعليم قواعد القواعد النحوية لمجموعات الكمبيوتر وترجمة الجمل وفقًا لها. لو كان الأمر سهلاً كما يبدو.

إذا سبق لك أن حاولت تعلم لغة أجنبية ، فأنت تعلم أن هناك دائمًا الكثير من الاستثناءات للقواعد. عندما نحاول استيعاب كل هذه القواعد والاستثناءات والاستثناءات من الاستثناءات في البرنامج ، تنهار جودة الترجمة.

تستخدم أنظمة الترجمة الآلية الحديثة نهجًا مختلفًا: فهي تخصص القواعد من النص عن طريق تحليل مجموعة ضخمة من المستندات.

سيكون إنشاء مترجم آلي بسيط خاص بك مشروعًا رائعًا لأي سيرة ذاتية لعلوم البيانات.

مشاريع استئناف عالم البيانات

تم تعيين مشاكل التعلم الآلي لبناء سيرة ذاتية لعالم البيانات بدون خبرة عملية

دعونا نحاول التحقق مما يختبئ في "الصناديق السوداء" التي نسميها المترجمين الآليين. يمكن للشبكات العصبية العميقة تحقيق نتائج ممتازة في المهام المعقدة للغاية (التعرف على الكلام / الكائن المرئي) ، ولكن على الرغم من مرونتها ، لا يمكن تطبيقها إلا في المهام التي يكون فيها الإدخال والهدف لهما أبعاد ثابتة.

الشبكات العصبية المتكررة

هنا يأتي دور شبكات الذاكرة طويلة المدى (LSTMs) ، مما يساعدنا على العمل مع التسلسلات التي لا يمكننا معرفة طولها مسبقًا.

LSTMs هي نوع خاص من الشبكات العصبية المتكررة (RNN) ، القادرة على تعلم التبعيات طويلة المدى. تبدو جميع RNNs كسلسلة من وحدات التكرار.

شبكة عصبية متكررة غير منضبطة

لذا ، فإن LSTM ينقل البيانات من وحدة إلى أخرى ، وعلى سبيل المثال ، لتوليد Ht ، فإننا لا نستخدم Xt فحسب ، بل نستخدم جميع قيم الإدخال السابقة X. لمعرفة المزيد حول الهيكل والنماذج الرياضية لـ LSTM ، يمكنك قراءة المقالة الرائعة "فهم LSTM الشبكات. "

RNNs ثنائية الاتجاه

خطوتنا التالية هي الشبكات العصبية المتكررة ثنائية الاتجاه (BRNNs). ما يفعله BRNN هو تقسيم الخلايا العصبية في RNN العادي إلى اتجاهين. اتجاه واحد هو الوقت الإيجابي ، أو الدول إلى الأمام. الاتجاه الآخر هو الوقت السلبي ، أو الحالات المتخلفة. لا يتم توصيل ناتج هاتين الحالتين بمدخلات حالات الاتجاه المعاكس.

الشبكات العصبية المتكررة ثنائية الاتجاه

لفهم سبب قدرة BRNNs على العمل بشكل أفضل من RNN البسيط ، تخيل أن لدينا جملة من 9 كلمات ونريد توقع الكلمة الخامسة. يمكننا أن نجعلها تعرف إما أول 4 كلمات فقط ، أو أول 4 كلمات وآخر 4 كلمات. بالطبع ، ستكون الجودة في الحالة الثانية أفضل.

التسلسل للتسلسل

نحن الآن جاهزون للانتقال إلى تسلسل إلى نماذج متسلسلة (تسمى أيضًا seq2seq). يتكون نموذج seq2seq الأساسي من اثنين من RNNs: شبكة تشفير تعالج المدخلات وشبكة فك التشفير التي تولد الإخراج.

تسلسل لتسلسل النموذج

أخيرًا ، يمكننا عمل مترجمنا الآلي الأول!

ومع ذلك ، دعونا نفكر في خدعة واحدة. تدعم خدمة الترجمة من Google حاليًا 103 لغة ، لذا يجب أن يكون لدينا 103 × 102 نموذجًا مختلفًا لكل زوج من اللغات. بالطبع ، تختلف جودة هذه النماذج وفقًا لشعبية اللغات وكمية المستندات اللازمة لتدريب هذه الشبكة. أفضل ما يمكننا فعله هو جعل NN واحدًا يأخذ أي لغة كمدخلات وترجمته إلى أي لغة.

جوجل المترجم

تم تحقيق هذه الفكرة بالذات من قبل مهندسي Google في نهاية عام 2016. تم بناء بنية NN على نموذج seq2seq ، الذي درسناه بالفعل.

الاستثناء الوحيد هو أنه بين جهاز التشفير وفك التشفير توجد 8 طبقات من LSTM-RNN لها اتصالات متبقية بين الطبقات مع بعض التعديلات من أجل الدقة والسرعة. إذا كنت تريد التعمق في ذلك ، فألق نظرة على مقالة نظام الترجمة الآلية العصبية من Google.

الشيء الرئيسي في هذا النهج هو أن خوارزمية الترجمة من Google تستخدم الآن نظامًا واحدًا فقط بدلاً من مجموعة ضخمة لكل زوج من اللغات.

يتطلب النظام "رمزًا مميزًا" في بداية جملة الإدخال التي تحدد اللغة التي تحاول ترجمة العبارة إليها.

يؤدي ذلك إلى تحسين جودة الترجمة وتمكين الترجمات حتى بين لغتين لم يراها النظام بعد ، وهي طريقة تسمى "Zero-Shot Translation".

ماذا يعني ترجمة أفضل؟

عندما نتحدث عن تحسينات ونتائج أفضل من خوارزميات الترجمة من Google ، كيف يمكننا تقييم أن المرشح الأول للترجمة أفضل من الثاني؟

إنها ليست مشكلة تافهة ، لأن بعض الجمل شائعة الاستخدام لدينا مجموعات من الترجمات المرجعية من المترجمين المحترفين ، والتي لديها بالطبع بعض الاختلافات.

هناك الكثير من الأساليب التي تحل هذه المشكلة جزئيًا ، ولكن المقياس الأكثر شيوعًا وفعالية هو BLEU (طالب تقييم ثنائي اللغة). تخيل ، لدينا اثنان من المترجمين الآليين:

المرشح 1: يجعل Statsbot من السهل على الشركات مراقبة البيانات عن كثب من مختلف المنصات التحليلية عبر اللغة الطبيعية.

المرشح 2: يستخدم Statsbot لغة طبيعية لتحليل مقاييس الأعمال بدقة من منصات تحليلية مختلفة.

على الرغم من أن لها نفس المعنى ، إلا أنها تختلف في الجودة ولها بنية مختلفة.

دعونا نلقي نظرة على ترجمتين بشريتين:

المرجع 1: تساعد Statsbot الشركات في مراقبة بياناتها عن كثب من منصات تحليلية مختلفة عبر اللغة الطبيعية.

المرجع 2: Statsbot يسمح للشركات بمراقبة البيانات بعناية من منصات التحليل المختلفة باستخدام لغة طبيعية.

من الواضح أن المرشح 1 أفضل ، حيث يشارك المزيد من الكلمات والعبارات مقارنةً بالمرشح 2. هذه فكرة أساسية لنهج BLEU البسيط. يمكننا مقارنة n-grams من المرشح بـ n-grams من الترجمة المرجعية وإحصاء عدد المطابقات (بغض النظر عن موضعها). نحن نستخدم دقة n-gram فقط ، لأن حساب الاسترجاع صعب مع العديد من المراجع والنتيجة هي المتوسط ​​الهندسي لدرجات n-gram.

الآن يمكنك تقييم المحرك المعقد لترجمة التعلم الآلي. في المرة القادمة عندما تترجم شيئًا ما باستخدام الترجمة من Google ، تخيل عدد الملايين من المستندات التي حللتها قبل إعطائك أفضل نسخة لغة.