

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Кошляков Н.С., Глинер Э.Б., Смирнов М.М. Уравнения в частных производных математической физики. – М.: Высшая школа, 1970. – 712 с.
2. Меркин Д.Р. Введение в механику гибкой нити. – М.: Наука, главная редакция физико-математической литературы, 1980. – 240 с.
3. Культербаев Х.П., Исламова О.В. Численное моделирование колебаний тяжелой струны. Математическое моделирование и краевые задачи. – Нальчик: Каб.-Балк. университет, 2006. – С. 8-17.
4. Самарский А.А. Теория разностных схем. – М.: Наука, 1983. – 616 с.

Ю.Ю. Восевдин

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ
ПОСТРОЕНИЯ МЕТАПОИСКОВЫХ СИСТЕМ

Введение. Постоянно увеличивающийся объем информации в сети Интернет (по некоторым оценкам по экспоненциальному закону) порождает проблему поиска релевантной информации по запросу пользователя. Классические методы поиска информации в сети используют поисковые машины (ПМ). Поисковая машина представляет собой сложную систему, состоящую из следующих компонентов:

- ◆ системы автоматического анализа (индексации) Интернет - страниц;
- ◆ базы данных для хранения информации об этих страницах;
- ◆ Web интерфейса, с помощью которого пользователь вводит поисковый запрос;
- ◆ системы анализа запроса и поиска соответствующего запросу (релевантного) документа в базе данных поисковых образов;
- ◆ системы ранжирования найденных документов с учетом пользовательских оценок.

Как правило, большинство пользователей просматривает не более 15-20 первых найденных поисковой системой документов. Поэтому крайне важно, чтобы в это число попали документы, релевантные его запросу. Системы ранжирования различных поисковых систем могут значительно различаться и строиться таким образом, чтобы удовлетворить информационные потребности максимального количества пользователей, при этом им приходится противодействовать недобросовестным рекламодателям, которые пытаются с помощью некорректных технических методов добиться неоправданно высокой оценки своих Интернет ресурсов.

Объединить достоинства нескольких поисковых систем позволяют метапоисковые системы. Обычно, эти системы не имеют собственных индексных баз данных, поэтому перенаправляют запросы пользователей другим поисковым системам, в том числе, метапоисковым. Такого рода системы решают следующие задачи:

- ◆ Обработка запроса пользователя с целью приведения его к соответствующей для поисковых систем форме. При этом возможно как приведение запроса к нормальной морфологической форме, так расширение запроса, путем добавления к нему наиболее распространенных морфологических форм термов запроса.
- ◆ Отправка запросов в различные поисковые системы. В этом случае пользователю предлагается задать поисковую стратегию, т.е. указать, в каких поисковых системах, по его мнению, наиболее вероятно обнаружение релевантных документов.

- ◆ Обработка результатов поиска и приведение их к единому виду. Многие системы на данном этапе осуществляют фильтрацию полученных ссылок на документы, отсеивая те из них, которые пользователь считает нежелательными.
- ◆ Кластеризация документов. Некоторые поисковые системы производят разбиение документов на группы на основе их содержания.
- ◆ Ранжирование итогового списка документов и предоставление его пользователю.

Каждая поисковая система выдает список найденных документов, отсортированный в порядке убывания релевантности. Списки документов, полученные от различных поисковых систем, могут пересекаться, поскольку некоторый документ может быть найден одновременно несколькими системами, и наиболее важная задача метапоисковой системы – объединение этих списков и сортировка их по релевантности. Релевантность при этом может оцениваться либо путем анализа документов и присвоения рангов пользователем, либо на основе рангов, присвоенных данному документу в исходных поисковых системах.

В случае оценки на основе ранжирования поисковых систем возможно как прямое суммирование рангов, так и их взвешивание в зависимости от ранга самой поисковой системы. Ранг поисковой системы может также оцениваться: самим пользователем, экспертами (несколькими наиболее квалифицированными пользователями), путем анализа оценок большого количества пользователей. Например, в поисковой системе Nigma для ранжирования документов применяется нейронная сеть, обученная на основе оценок работы поисковых машин группой экспертов [1].

Однако интересы каждого пользователя индивидуальны. Существует группа пользователей, которых интересует специфическая информация, представленная только в узкоспециализированных поисковых системах. При оценке ранга такой системой на основе усреднения оценок различных пользователей полученные документы окажутся в конце списка и могут быть не проанализированы. Поэтому необходима разработка метапоисковой системы, ориентированной на пользователя, которая позволит ему самостоятельно оценить ранг каждой из поисковых систем.

К сожалению, большинство пользователей не обладают достаточной квалификацией для правильного распределения рангов поисковых систем. Как правило, заранее неизвестно, какая из поисковых систем окажется более эффективной для конкретного запроса. Кроме того, даже у одного пользователя круг интересов со временем может значительно меняться. Поэтому целесообразно применение адаптивной интеллектуальной системы, которая на основе пользовательской оценки полученных документов будет изменять ранг поисковых систем. Если пользователь оценивает документ как релевантный, то ранг всех поисковых систем, которые его предоставили, должен быть увеличен; если документ оценен как нерелевантный, поисковые системы, которые его нашли, штрафуются. В настоящее время наиболее перспективным подходом к созданию адаптивных интеллектуальных систем является использование нейросетевой технологии и генетических алгоритмов.

Принципы функционирования метапоисковой системы на основе нейросетевых технологий. Основу метапоисковой системы представляет нейросетевая база знаний, состоящая из двух типов нейронных сетей (НС), моделирующих два типа памяти человека: долговременную (НС-Д), ориентированную на постоянные запросы пользователей и кратковременную (НС-К), учитывающую изменяющиеся запросы.

На основе методики синтеза НС, разработанной в [4,5], определены параметры нейронных сетей (НС- Д и НС-К): топология (персептрон: 12-20-8 слоев), по-

лученная с использованием алгоритма динамического наращивания узлов [3] алгоритм обучения: для сети НС-К – алгоритм обратного распространения на основе градиентного спуска, для сети НС-Д – двухэтапный комбинированный алгоритм: на первом этапе поиска экстремума ошибки обучения используется генетический алгоритм, а на втором – для более точного определения минимума – метод Дэвидона, Флетчера, Пауэла [2]; коэффициент обучаемости: 0.35; логистическая функция: суммирование; активационная функция: сигмоидная.

Входной вектор состоит из следующих компонент: первые восемь – ранги поисковых систем, установленные пользователем, количество термов в запросе, количество символов в запросе, время суток, время обработки последнего запроса.

НС обрабатывают входные данные и выдают обобщенные для данного пользователя оценки ранга поисковых систем. Общий ранг вычисляется как среднее арифметическое рангов, полученных от каждой из сетей. Поисковый запрос одновременно направляется в различные поисковые системы. Из результатов, полученных от поисковых систем, формируется список из 100 уникальных документов. Количество документов от каждой системы, которое включается в окончательный список, предъявляемый пользователю, пропорционально ее рангу, но не менее 3. На основе рангов, которые документ имел в обнаружившей его поисковой системе, и ранга самой поисковой системы вычисляется ранг документа в итоговом списке. Если документ был найден несколькими поисковыми системами, то ранги, полученные от каждой из них, суммируются.

Пользователь производит анализ полученных документов и оценивает их релевантность по 10-бальной шкале. На основе оценок пользователя и ранга систем производится формирование обучающей выборки для обучения НС. Все целевые вектора пользователя сохраняются в архиве «долговременной» сети и служат для обучения сети НС-Д в фоновом режиме. Сеть НС-К обучается на текущих векторах.

Таким образом, сеть НС-К обучается отражать кратковременные информационные потребности пользователя, а сеть НС-Д долговременные. Сеть НС-К ориентирована на поощрение поисковых машин, предоставивших документы, релевантные последним нескольким запросам. Сеть НС-Д за счет обучения на всей выборке целевых векторов присвоит более высокий ранг системе, предоставлявшей релевантные документы на протяжении всего времени работы данного пользователя. Общий ранг поисковой системы формируется на основе суммирования рангов двух типов систем.

Анализ результатов экспериментов. Эксперименты проводились группой из 8 независимых экспертов, работающих в различных прикладных областях. В табл.1 приведены итоговые распределения рангов поисковых систем для данной группы пользователей. Из результатов видно, что в процессе обучения НС адаптируются к предпочтениям отдельных пользователей, и поисковые системы, которые чаще других находят релевантные документы, имеют больший ранг, а системы, не предоставляющие оцененных документов или предоставляющие нерелевантные – меньший. Часть систем (Яндекс и Google) были эффективны для большинства пользователей, другие системы, такие как MSN, Yahoo, система оценила как неудобные, что, видимо, связано со слабой ориентацией данных систем на русскоязычную часть сети Интернет.

Распределение средних оценок документов представлено на рис.1. Из приведенного графика видно, что средняя оценка документов, даваемая различными пользователями в процессе эксплуатации системы, росла, что свидетельствует об эффективности работы системы.

Таблица 1

Итоговое распределение рангов поисковых систем

Пользователь	A	B	C	D	E	F	G	H
Кол-во запросов	18	23	59	144	156	189	203	438
Минимальная оценка	2	3	2	1	4	3	0	0
Средний бал	4.9	6.1	6.8	7.2	3.2	8.1	6.4	6.2
Максимальная оценка	10.0	10.0	8.00	9.0	10.	10.0	10.	10.0
Среднее кол-во термов в запросе	3.46	2.16	3.12	2.8	2.7	2.44	2.2	2.56
Среднее кол-во термов в запросе	22.4	18.2	41.1	25.	28.	30.1	36.	35.1
Среднее время	15.	11.5	13:2	14.	12.	19.2	18:	14:2
Яндекс	14.	15.1	18.3	20.	22.	36.1	34.	42.1
Рамблер	9.2	11.4	20.7	4.1	3.1	7.49	3.2	5.68
Google	8.6	11.2	22.4	13.	18.	25.2	48.	14.2
Mail.ru	15.	5.26	8.11	2.1	3.2	11.0	1.2	2.58
Yahoo	110	21.1	1.12	4.0	15.	0.08	2.5	14.7
Апорт	22.0	15.2	0.15	38.	21.	0.33	4.2	5.89
MSN	19.7	10.5	11.0	8.1	6.2	5.16	3.8	2.39
Altavista	11.2	10.0	18.0	8.0	9.9	14.6	2.4	12.5



Рис.1. Распределение средних оценок документов в экспериментах

Заключение. Проведенное исследование показало, что предложенный подход к поиску релевантной информации в сети Интернет является эффективным также и для адаптивной автоматизации настроек поисковых запросов с учетом предпочтений пользователей. Это позволяет сократить время поиска необходимой информации и повысить уровень сервисного обслуживания пользователя в сети.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Научный проект "Интеллектуальная поисковая система Nigma.ru".— М.: Информационные технологии, вып. 2, 2004.
2. Реклейтис Г., Рейвиндран А., Рэгсдел К., Оптимизация в технике. В 2-х книгах. — М.: Мир, 1986.
3. Ash T. Dynamic Node Creation in Back Propagation Network // II Connection Science, V.1, 1989.
4. Комарцова Л.Г., Воеводин Ю.Ю. Исследование комбинированных алгоритмов обучения нейронной сети для решения задач классификации // Сб. научных трудов III Международного научно-практического семинара «Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте». — М.: Физматлит, 2005. — С. 306-308.
5. Комарцова Л.Г., Максимов А.В. Нейрокомпьютеры. — М.: Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004. — 400 с.