内容综述：

本章节从提出语义理解难点（简单词汇难解释性、多义性）出发，认为词语多对多联想的存在原因在于同义性、异义性、相似性、相关性、内涵五个方面：同义性是一种非完美的同义性，由于存在语言形式差异和意义差异，可能存在情感意义或微妙内涵区别；异义性主要指二元对立或可逆两个方面；相似性体现在近义词和人主观感知中；相关性在于单词联想和关联性结构化语义字段；内涵包含积极消极区分，体现在效价、情绪强度、施加的控制强度三个相对维度。

基于单词含义特点相关分析，为建立一个关于如何表达词义的理论，引入向量语义。一方面，我们根据单词的用法（它们所处的环境，即周围的单词。如果A和B有几乎相同的环境，则认为它们是同义词）来定义它们。另一方面，由对内涵的认知，我们可以将词作为空间中的一个点来定义。综合两个理念，即将意义定义为基于分布的空间中的一个点，每个单词即一个向量（也被称为“嵌入”，因为它嵌入在语义空间中），相似的词在这个空间中相邻，通过查看文本中附近的单词可以自动构建这个空间。

接着章节详细讲解了单词的向量形式转换、点积计算单词相似度过度倾向于平凡词的缺点、余弦相似度（标准化的点积）计算。为平衡有意义/无意义的频繁单词信息量对文档整体语义表示的影响，提出“tf-idf”“PMI”两种单词加权方案并给出计算过程。

接下来对比稀疏失量与密集失量：“稀疏”通常使用词频或词袋模型，而“密集”则使用连续向量空间模型。提出获取短的密集失量的方法，诸如：

1. 神经语言模型：word2vec、glove等。
2. 奇异值分解：LSA潜在语义分析。
3. 上下文嵌入等嵌入替代方案。

重点介绍了word2vec模型的优势、基本步骤和原理，关注 word2vec 模型的skip-gram负采样方法（本质上是一个概率分类器，学习目标嵌入和上下文嵌入两组嵌入，使用点积计算相似性，进而使用逻辑回归中常用的sigmoid基于相似性估计概率）、自监督学习的创意、参数选择以及其在语义表示和语言模型中的应用。总的来说，word2vec模型通过学习文本语料库中词语的分布式表示来捕捉词义的语义信息，采用随机初始化策略初始化两组嵌入，通过学习率加权的随机梯度下降算法优化目标函数，调整词嵌入矩阵，使得模型能够更好地表示词语之间的语义关系。

同时，本章节介绍了词嵌入的特性，讨论了用于计算词频统计的上下文窗口大小的选择对表示的语法和语义性质产生的影响、平行四边形法用于类比关系评估的注意事项和语义的历史意义变化性。不仅如此，词嵌入可能反映文化偏见和隐性偏见，进而引发潜在问题，如在招聘或信贷领域中造成不公平分配资源的情况。

具体来讲，本章节涉及的专业术语有：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 术语 | 名称 | 解释 |
| Vector Semantics | 向量语义 | 将单词表示为高维空间中的向量，相似的单词在空间中距离较近。 |
| lexical semantics |  |  |
| Word Embeddings (word2vec) | 词嵌入 | 一种将词汇表示为连续向量空间中的点的技术，能够捕捉词汇之间的语义和句法关系。 |
| Term-Document Matrix | 词-文档矩阵 | 基于单词频率的文档集合表示。 |
| Term-Term Matrix (Word-Word Matrix) | 词-词矩阵 | 捕捉词语在上下文窗口内共现的统计信息。 |
| Cosine Similarity | 余弦相似度 | 衡量两个向量相似度的常用指标。 |
| TF-IDF Weighting | TF-IDF加权 | 一种用于重新加权词-文档矩阵中计数的技术，考虑了单词在文档中的频率以及在整个集合中的频率。 |
| PMI |  |  |
| Self-Supervised Learning | 自监督学习 | 一种训练范式，模型从数据本身学习而不需要明确的监督。 |
| SGNS | Skip-gram负采样方法 | word2vec 模型中的一种学习算法，通过预测上下文单词来学习目标单词的词嵌入，负采样用于减少计算量，提高训练效率。 |
| Sigmoid | Sigmoid函数 | 一种常用的 S 型函数，将输入映射到 0 和 1 之间，常用于逻辑回归等模型中。 |
| Gradient Descent | 梯度下降 | 一种优化技术，用于在训练过程中调整词嵌入。 |

问题：

1. 评估词嵌入在捕捉单词意义的各个方面（如相似性、相关性和语义领域）的有效性时，除了常见的相似性度量指标之外，还有哪些更深入的方法或评估指标？
2. 如何人为干预词嵌入使之弱化社会偏见等可能带来矛盾冲突的可能性？

明白了，让我来丰富上述内容综述：

本章节从语义理解难点出发，探讨了词语多对多联想的复杂性，认为其根源在于诸多因素的交织：同义性、异义性、相似性、相关性和内涵。同义性并非绝对，因语言形式和意义差异可能存在微妙差别，而异义性涉及到二元对立或可逆的语义转换。相似性体现在近义词和人类主观感知中，而相关性则涉及到单词之间的联想和关联结构。内涵方面包括了积极消极的区分，反映在效价、情绪强度和施加的控制强度上。

为了解决语义理解的挑战，本章引入了向量语义的概念。向量语义将词语表示为高维向量空间中的点，通过分布式表示来捕捉词语之间的语义关系。结合词汇的用法和内涵认知，可以将每个单词定义为空间中的一个点，使得相似的词在空间中相邻。这种基于分布的空间定义使得通过文本中附近的单词自动构建词语向量空间成为可能。

进一步探讨了词嵌入的计算和表示方法，包括单词向量形式转换、点积计算单词相似度、余弦相似度计算等。为了平衡有意义和无意义的频繁单词信息对文档整体语义表示的影响，提出了“tf-idf”和“PMI”两种单词加权方案，并详细介绍了它们的计算过程。

在词嵌入方面，本章比较了稀疏表示和密集表示，并介绍了获取短的密集表示的方法，包括神经语言模型如word2vec和glove，奇异值分解（LSA），以及上下文嵌入等替代方案。重点介绍了word2vec模型的原理、优势和基本步骤，着重解释了skip-gram负采样方法的内涵和应用。

此外，本章还讨论了词嵌入的特性，包括上下文窗口大小对语法和语义性质的影响，平行四边形法用于类比关系的注意事项，以及语义的历史变化性。然而，词嵌入也可能反映文化偏见和隐性偏见，从而引发潜在问题，如在招聘或信贷领域中造成不公平分配资源的情况。

综上所述，本章全面探讨了词嵌入的理论基础、计算方法和应用前景，为进一步研究和应用提供了重要参考和指导。